

FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO



Análise e Desenvolvimento de um Método de Estimação de Estado de Carga de Baterias Baseado em Filtros de Kalman

Sónia Carina Lopes da Costa

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Professor Doutor Armando Luís Sousa Araújo

30 de Julho de 2014

A Dissertação intitulada

“Análise e Desenvolvimento de um Método de Estimação de Estado de Carga de
Baterias Baseado em Filtros de Kalman”

foi aprovada em provas realizadas em 23-07-2014


o júri



Presidente Professor Doutor António José de Pina Martins
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Professora Doutora Maria Teresa Duarte Baroca Delgado Outeiro
Professor Adjunto do Departamento de Engenharia Eletrotécnica do Instituto
Superior de Engenharia de Coimbra



Professor Doutor Armando Luís Sousa Araújo
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projeto) é da sua
exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente
autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extratos tomados de ou
inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas
usadas, são corretamente citados.



Autor - Sónia Carina Lopes da Costa

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Resumo

O objetivo principal desta dissertação prende-se com o desenvolvimento de um algoritmo de estimação do estado de carga (SOC) para uma bateria de íões de lítio. Pretende-se que o algoritmo seja usado numa bateria associada a um veículo elétrico (VE), pelo que, neste caso, estimar o SOC com precisão é ainda mais importante já que este está associado à autonomia, em tempo real, do veículo.

Numa primeira fase realizou-se um estudo teórico abrangendo os principais tópicos relacionados com o tema principal. Efetuou-se uma análise comparativa a partir da qual foi possível definir a abordagem a adotar.

Assim, como método de estimação foi usado o filtro de *Kalman* estendido (EKF), já que o sistema é descrito por equações não lineares. Em comparação ao filtro de *Kalman* (KF), aplicado a sistemas lineares, o EKF acrescenta uma linearização em torno de cada ponto de funcionamento. A restante abordagem é semelhante à do filtro clássico. Dado que esta técnica impõe a utilização de um modelo do sistema em análise foi utilizada uma modelação, desenvolvida a partir das equações de difusão, que conduz a um circuito equivalente elétrico associado à bateria.

O algoritmo de simulação, representativo do EKF, foi implementado em Matlab. Este foi testado usando correntes de descarga contínuas e pulsadas. Usou-se ainda um teste com uma corrente de descarga representativa do teste *New European Driving Cycles* (NEDC). Os resultados obtidos foram analisados qualitativa e quantitativamente assim como comparados a valores resultantes da aplicação do mesmo método de estimação por outros autores.

Palavras Chave: Veículo Elétrico(VE), Bateria, Bateria de lítio polímero, Modelo de bateria, Modelo da difusão, Sistema de Gestão de Baterias (BMS), Estado de Carga (SOC), Filtro de *Kalman* (KF), Filtro de *Kalman* estendido (EKF)

Abstract

The aim of this dissertation was the development of a state of charge (SOC) estimation algorithm applied to an lithium-polymer battery. It is intended to use this algorithm in an electric vehicle (EV) so SOC estimation, being associated to vehicle autonomy, is even more important.

Firstly a theoretical study about the principal topics related to the thesis theme was realized. From this study a comparative analysis was made that enabled the definition of the adopted approach.

Being the set of equations, associated to the system, non linear ones the used estimation method was the extended Kalman filter (EKF). This filter approach is similar to the Kalman filter, used in linear systems, but it needs, in each iteration, a linearization around the working point. Since the EKF requires the use of a model of the system an electrical equivalent circuit derived from battery diffusion equations was used.

The EKF simulation algorithm was implemented in Matlab. It was tested using continuous and pulsed discharge currents as well as a current intended to represent the New European Driving Cycles (NEDC). Results were analyzed qualitatively and quantitatively and were also compared to values resulting from applying the same estimation method by other authors.

Keywords: Electric Vehicle (EV), Battery, Lithium-polymer battery, Battery model, Diffusion model, Battery Management Systems (BMS), State of Charge (SOC), Kalman Filter (KF), Extended Kalman Filter (EKF)

Agradecimentos

Agradeço ao meu orientador, Prof. Armando Araújo, por ter marcado a minha passagem pela FEUP com a forma contagiante como ensina e pela disponibilidade e interesse durante o desenvolvimento da dissertação. Agradeço também ao Daniel por toda a paciência e ajuda nesta caminhada.

À minha mãe agradeço principalmente todo o apoio, todos os bons conselhos, aqueles que segui e os restantes. Agradeço ter-me inculido o gosto por aprender e mostrado que, persistindo, se conseguem superar as adversidades. Ao meu pai todos os esforços que fez para que eu conseguisse alcançar os meus objetivos, por se mostrar orgulhoso com as minhas vitórias motivando-me a tentar ser sempre melhor. Às minhas irmãs e primos pelas horas que passaram a ouvir queixas, a ouvir ensaios de apresentações, a corrigir trabalhos de casa e a incentivar-me a perseguir os meus sonhos mesmo não os partilhando. À minha tia pelo mimo e pela lição de vida e força que foi. À restante família todos os exemplos que ajudaram a definir a minha maneira de agir.

Não posso deixar de agradecer aos meus amigos e companheiros de percurso com quem durante estes anos partilhei horas de desespero, horas de estudo intensivo e sobretudo horas de divertimento e risadas. Algumas das melhores horas da minha vida. Assim, Anazé, Daniel, Fofó, Filas, Jassa, Joana, Leonor, Mafalda, Marta, Mota, Pacheco, Peixoto e Sabino podia ter conseguido? Talvez mas sem vocês não teria sido a mesma coisa!

Correndo o risco de ser muito extensa não posso ainda deixar de agradecer ao Ricardo, Cátia e Martina pela disponibilidade e companheirismo. Por serem os amigos distantes mais presentes. Ao Rokas por nestes últimos meses ter ouvido todos os "Não vou conseguir, é impossível!" e com a sua paciência e confiança em mim me ter feito acreditar que era capaz.

Neste caminho foi fundamental a sorte, o trabalho e o apoio destas e de outras pessoas mas principalmente a capacidade de aceitar as derrotas e apesar delas não desistir.

Sónia Costa

"My meaning simply is, that whatever I have tried to do in life, I have tried with all my heart to do well; that whatever I have devoted myself to, I have devoted myself to completely; that in great aims and in small, I have always been thoroughly in earnest. "

Charles Dickens

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Objetivos	2
1.2	Metodologia	2
1.3	Estrutura da Dissertação	4
2	Estado da Arte	7
2.1	Baterias	7
2.1.1	Princípio de Funcionamento	8
2.1.2	Terminologia e conceitos básicos	8
2.1.3	Tipos de Baterias	11
2.1.4	Parâmetros que alteram as características da bateria	11
2.1.4.1	Temperatura	12
2.1.4.2	Sobrecarga e Sub-carga	12
2.1.4.3	Efeito da intensidade da corrente de carga e descarga	13
2.1.4.4	Envelhecimento	14
2.2	Sistema de Gestão de Baterias (BMS)	15
2.2.1	Funcionalidades	16
2.2.1.1	Monitorização das células	17
2.2.1.2	Estimação do Estado de carga (SOC)	17
2.2.1.3	Estimação do Estado de saúde (SOH)	17
2.2.1.4	Balanceamento	17
2.2.1.5	Estimação do estado de função (SOF)	18
2.2.1.6	Gestão térmica	19
2.2.1.7	Controlo do carregamento	19
2.3	Métodos de Estimação do SOC	20
2.3.1	Coulomb Counting	20
2.3.2	Método da tensão em circuito aberto	20
2.3.3	Métodos baseados em modelos de baterias	21
2.3.4	Filtro de Kalman	21
2.3.5	Outros métodos	24
2.4	Modelos de Baterias	24
2.4.1	Modelo baseado na Lei de Peukert	24
2.4.2	Modelos eletroquímicos	26
2.4.3	Modelos estocásticos	26
2.4.4	Modelos analíticos	28
2.4.4.1	Modelo Cinético	28
2.4.4.2	Modelo de Difusão	29
2.4.5	Modelos elétricos	31

2.5	Conclusões	32
3	Modelização	33
3.1	Bateria de Polímeros de Lítio	33
3.2	Descrição do modelo	34
3.3	Heurística de Arrefecimento Simulado	38
3.4	Validação do modelo elétrico	40
3.5	Ensaio prático à bateria	41
3.5.1	Hardware e Software	42
3.5.2	Perfil de corrente usado nos ensaios	42
3.5.3	Parametrização do modelo para a bateria a usar	42
3.6	Conclusões	44
4	Estimação do Estado de Carga	45
4.1	Aplicação do Filtro de <i>Kalman</i>	45
4.2	Filtro de <i>Kalman</i> Estendido	48
4.3	Construção do modelo de espaço de estados	52
4.4	Definição da função V_{oc}	55
4.4.1	Parametrização de V_{OC}	56
4.5	Resistência série	58
4.6	Inicializações	58
4.7	Aspetos Construtivos do Algoritmo	60
4.8	Resultados	61
4.8.1	Resultados para corrente de entrada contínua	61
4.8.2	Resultados para corrente de entrada pulsada	63
4.9	Conclusões	65
5	Otimização do algoritmo	67
5.1	Representação da Resistência de ligação	67
5.1.1	Alteração do modelo	68
5.2	Resultados para o modelo com resistência de ligação variável	69
5.2.1	Resultados para corrente de entrada contínua com resistência de ligação variável	69
5.2.2	Resultados para corrente de entrada pulsada com resistência de ligação variável	70
5.3	Comparação com outros algoritmos de estimação usando o EKF	73
5.4	Conclusões	74
6	Percorso teste	75
6.1	<i>New European Driving Cycle</i>	75
6.2	Normalização	76
6.3	Resultados	76
6.3.1	Ensaio prático	76
6.3.2	Resultados do algoritmo	76
6.4	Validação dos resultados	79
6.5	Conclusões	80

7	Conclusões e Trabalho Futuro	83
7.1	Satisfação dos Objetivos	83
7.2	Trabalho Futuro	84
A	Montagem para os ensaios práticos à bateria	87
B	Códigos fonte	89
B.1	Código fonte do algoritmo considerando a resistência de ligação variável	89
C	Dados NEDC	97
C.1	Dados para o percurso	97
C.2	Algoritmo de construção de dados	101
	Referências	103

Lista de Figuras

1.1	Mapa mental	3
2.1	(a) representação da constituição da bateria e processo de carga (b) processo de descarga	9
2.2	Representação da dependência entre o ciclo de vida e o DOD	14
2.3	Efeito do aumento da corrente de descarga na tensão da bateria a diferentes temperaturas. Em que T4 representa as temperaturas normais e a temperatura aumenta de T1 para T4	15
2.4	Efeito do aumento da corrente de descarga na capacidade da bateria a diferentes temperaturas. Em que T4 representa as temperaturas normais e a temperatura aumenta de T1 para T6	15
2.5	Imagem ilustrativa das características chave do BMS e breve definição	16
2.6	Topologias de balanceamento	18
2.7	Imagem ilustrativa da relação entre o SOH, SOC e SOF	19
2.8	Ilustração do funcionamento do filtro de Kalman	23
2.9	Cadeia básica de Markov	27
2.10	Cadeia completa de Markov	27
2.11	Representação do modelo KiBam	29
2.12	Bateria em operação, considerando simetria entre os dois elétrodos	30
2.13	Modelo equivalente de Thevenin	31
3.1	Conjunto de malhas RC	37
3.2	Malha RC	37
3.3	Circuito completo	37
3.4	Representação do funcionamento do algoritmo de Arrefecimento Simulado	39
4.1	Circuito linear representativo da bateria	46
4.2	Diagrama de blocos ilustrativo do funcionamento do filtro de <i>Kalman</i> para o sistema considerado	47
4.3	Comparação entre valores da tensão de saída real e estimada	48
4.4	Comparação entre valores do erro previsto e estimado	49
4.5	Comparação entre a corrente na célula e o erro do sensor	49
4.6	Comparação entre o erro estimado da tensão e o erro do sensor	50
4.7	Circuito representativo do modelo da bateria	52
4.8	Valores amostrados e curva resultante da aproximação desses valores pela função V_{oc}	57
4.9	Algoritmos de estimação	60

4.10	Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimado usando o EKF (vermelho) e Tensão estimado usando o modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A	62
4.11	Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente contínua de 6.59A	62
4.12	Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A	63
4.13	Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimado usando o EKF (vermelho) e Tensão estimado usando o modelo (verde) para uma corrente pulsada	64
4.14	Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente pulsada	64
4.15	Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente pulsada	65
5.1	Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimada usando o EKF (vermelho) e Tensão estimada usando o modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A e com R_l variável	70
5.2	Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente contínua de 6.59A e com R_l variável	70
5.3	Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A e com R_l variável	71
5.4	Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimada usando o EKF (vermelho) e Tensão estimada usando o modelo (verde) para uma corrente pulsada e com R_l variável	72
5.5	Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente pulsada e com R_l variável	73
5.6	Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente contínua pulsada e com R_l variável	73
6.1	Perfil de corrente de descarga para percurso	77
6.2	Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimado usando o EKF (vermelho) e Tensão estimado usando o modelo (verde), percurso	77
6.3	Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida, percurso	78
6.4	Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde), percurso	79
6.5	Erro relativo da tensão estimada pelo EKF em cada um dos ensaios	80
7.1	Análise SWOT do algoritmo desenvolvido	84
A.1	Visão das ligações aos terminais da bateria	87
A.2	Montagem usada no ensaio prático à bateria	88

Lista de Tabelas

2.1	Baterias secundárias mais comuns constituição e aplicação	12
2.2	Características gerais das baterias mais comuns	13
2.3	Tabela comparativa entre os dois principais métodos de linearização	23
2.4	Tabela comparativa dos vários métodos de estimação	25
2.5	Erro de estimação de SOC para diferentes métodos	26
3.1	Correntes de descarga e tempos de referência (<i>Dualfoil</i>) e resultados da parame- trização	40
3.2	Comparação entre os valores de referência do tempo de descarga e valores re- sultantes da aplicação do modelo de difusão, KiBaM, Peukert e modelo adotado, correntes de descarga contínuas	41
3.3	Especificação da célula de polímeros de lítio	41
3.4	Características da carga eletrónica usada	42
3.5	Objetivos e procedimentos dos ensaios consoante o perfil de corrente	43
3.6	Resultados de ensaios à bateria para corrente contínua	43
3.7	Resultados de ensaios à bateria para corrente contínua	43
3.8	Resultados das simulações em PSIM para cada corrente contínua e erro relativo dos tempos de descarga	44
4.1	Parâmetros de simulação	48
4.2	Resultados de ensaios à bateria para corrente pulsada de 2.185 A	56
4.3	Comparação de aproximação OCV em função de SOC para várias funções	56
4.4	Coefficientes da função adotada	57
4.5	Inicializações do sistema	58
5.1	Comparação entre erro médio relativo e erro máximo relativo obtido com a apli- cação do EKF considerando a resistência de série 360Ω ou variável com o valor da corrente de descarga, corrente contínua	72
5.2	Comparação entre erro médio relativo e erro máximo relativo obtido com a apli- cação do EKF considerando a resistência de série 360Ω ou variável com o valor da corrente de descarga, corrente pulsada	72
5.3	Erros de estimação do SOC resultantes da aplicação do EKF	74
5.4	Erros de estimação de SOC usando o método EKF, outros autores	74
6.1	Comparação entre erros médio e máximo para o teste do percurso	78
6.2	Tabela comparativa dos erros obtidos com aplicação do algoritmo aos 3 ensaios práticos	80
C.1	Dados para a construção do percurso teste	100

Abreviaturas e Símbolos

Abreviaturas

AC	Corrente Alternada
Ah	Ampere-hora
BMS	<i>Battery Management System</i> (Sistema de Gestão Baterias)
Cn	Capacidade nominal
Cp	Capacidade prática
DC	Corrente Contínua
DOD	Profundidade de descarga
e	Eletrão
EKF	Filtro de Kalman estendido (<i>Extended Kalman filter</i>)
ER	Erro Relativo
EV	Veículo Elétrico (<i>Electric Vehicle</i>)
FEUP	Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
KF	Filtro de Kalman (<i>Kalman filter</i>)
KiBam	<i>Kinetic Battery Model</i> (Modelo Cinético de Bateria)
Li-ion	Iões de Lítio (<i>Lithium Ion</i>)
Li-poly	Polímeros de Lítio (<i>Lithium Polymer</i>)
NEDC	<i>New European Driving Cycle</i>
Ni-Cd	Hidretos Cádmio
Ni-MH	Hidretos Metálicos de Níquel
OCV	Tensão de circuito aberto
Ox	Oxidação
Pb-acid	Ácido Chumbo
Red	Redução
SNR	<i>signal-to-noise ratio</i> (Razão sinal/ruído)
SOC	Estado de Carga (<i>State of Charge</i>)
SOH	Estado de Saúde (<i>State of Health</i>)
SOF	Estado de Função (<i>State of Function</i>)
TD	Tempo de descarga
UKF	<i>Unscented Kalman filter</i>

Símbolos

C	Capacidade
L	Litro
R	Resistência

Capítulo 1

Introdução

Atualmente, colocam-se muitas questões relacionadas com a sustentabilidade ambiental. São tópicos correntes a poluição, o rápido desenvolvimento industrial e a crescente procura de formas renováveis de energia.

É hoje, uma prioridade diminuir a dependência de combustíveis fósseis. Nesse sentido a indústria automóvel tem vindo, nas últimas décadas, a aumentar a aposta no desenvolvimento de veículos energeticamente mais eficientes e independentes dos mesmos. Dos veículos desenvolvidos, os veículos elétricos (VEs) são aqueles em que se deposita maior esperança. O facto de serem unicamente movidos a energia elétrica não só faz diminuir a dependência dos combustíveis fósseis como atenua a poluição, uma vez que não há emissão de gases nocivos. De notar ainda que estes têm em regra maior eficiência energética, um bom desempenho em termos de velocidade e aceleração e necessitam de reduzida manutenção. Por outro lado a diminuição do número de componentes permite o desenvolvimento de veículos com melhores características aerodinâmicas e de espaço [1]. Estes veículos elétricos usam como fonte de energia baterias o que tem levado ao surgimento no mercado de baterias com cada vez melhor desempenho, mais pequenas e leves. No entanto, embora a tecnologia associada às mesmas tenha evoluído, estas melhorias, por si só, não garantem o cumprimento automático de todos os requisitos exigidos pela sua aplicação em VEs. De facto é necessária uma correta gestão da energia armazenada através da monitorização de cada uma das células constituintes da bateria de modo a que esta funcione em intervalos de tensão e temperaturas apropriados. Assim é necessário um Sistema de Gestão de Baterias (BMS) [2] capaz de garantir que se cumpram os requisitos de potência e energia necessários ao VE [3].

Dentro das várias funções associadas ao BMS uma das principais consiste na estimação do estado de carga (SOC) [3]. Esta função dá título à presente dissertação. Sendo, como referido, uma das principais funções do BMS, a estimação do SOC tem vindo a ser objeto de estudo por vários autores. Assim, entre os vários métodos usados temos o *Coulomb Counting*, os métodos baseados em modelos de baterias, os métodos baseados em redes neuronais em lógica *fuzzy* e os métodos que aplicam filtros de *Kalman* (KF) ou as suas variantes para sistemas não lineares. Este último método é apontado como sendo aquele que estima o SOC com menor erro [3]. O KF é um filtro ótimo para sistema lineares. As estimações efetuadas por este são precisas, o mesmo dá

informação do valor do erro de estimação e é um método capaz de ser implementado em tempo real. As baterias têm, no entanto, um comportamento não linear pelo que as equações que o descrevem têm de ser linearizadas em torno do ponto de funcionamento antes da aplicação do filtro. As duas abordagens mais usadas para realizar essa linearização são denominadas filtro de *Kalman* estendido(EKF) e filtro de *Kalman unscented* (UKF) [4]. No caso da aplicação a VEs é ainda importante que a estimação seja feita em tempo real de forma a que o utilizador saiba a energia disponível a cada instante.

Embora haja muita pesquisa acerca de métodos de estimação e acerca da aplicação do KF, e variantes, a motivação da dissertação reside no facto de este continuar a ser um problema com solução aberta. Pelo exposto a abordagem ao mesmo é dotada de maior grau de liberdade. O tema torna-se ainda mais interessante e desafiante se se pensar no impacto que uma melhoria no método de estimação causa no sistema global do VE.

1.1 Objetivos

Na presente dissertação pretende-se o desenvolvimento de uma função do BMS capaz de estimar o SOC de cada uma das células da bateria. O método de estimação deverá ser passível de implementar em tempo real. O sistema será inserido num VE da FEUP.

De uma forma mais detalhada, os objetivos desta Tese são os seguintes:

- Estudo do estado da arte relativo a baterias, funções do BMS, métodos de estimação de SOC e modelos de baterias ;
- Escolha da bateria a utilizar;
- Modelização da bateria;
- Desenvolvimento de um algoritmo de estimação passível de ser implementado em tempo real;
- Realização de ensaios práticos à bateria de forma a obter dados a usar nos testes ao algoritmo;
- Testes e validações do algoritmo desenvolvido.

1.2 Metodologia

Os objetivos desta dissertação não são triviais. Assim, de forma a tentar enumerar e relacionar todos os conceitos inerentes ao tema foi desenhado um mapa mental , representado na figura 1.1. A partir deste mapa definiu-se a seguinte metodologia para a abordagem do tema da tese:

- 1) **Estudo teórico.** Com este estudo pretende-se a compreensão dos conceitos associados ao tema da dissertação, o levantamento de requisitos e a análise das abordagens existentes com

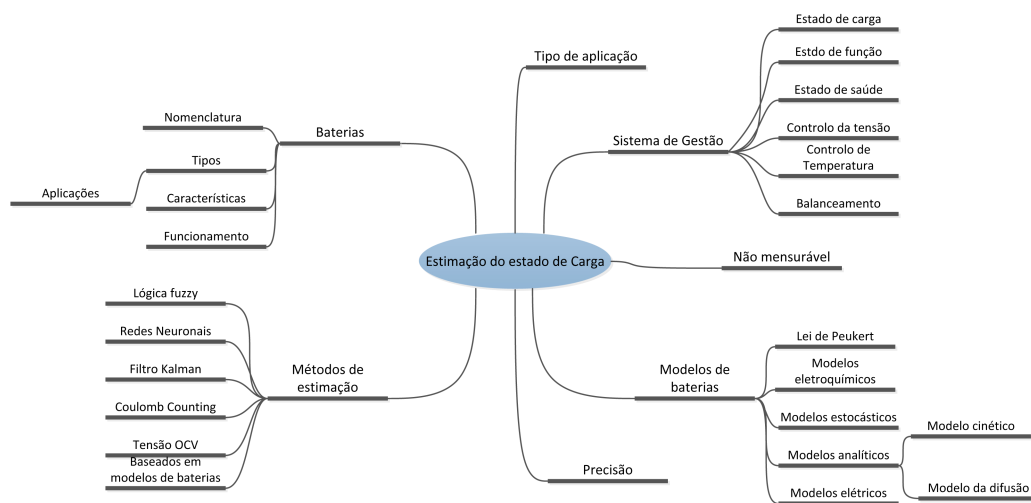


Figura 1.1: Mapa mental

vista a definir uma nova abordagem ou a melhoria de uma já existente. O método propriamente dito consistiu em pesquisa bibliográfica, utilizando bases de dados de referência na área, seleção de documentos de referência e sua posterior análise comparativa.

- 2) **Desenvolvimento do método de estimação.** Após o estudo dos conceitos teóricos e através de uma comparação entre as várias técnicas apresentadas será possível selecionar aquela que nos parece a mais apropriada.

Nesta fase, depois da seleção deve ser desenhada a solução aplicando os conhecimentos adquiridos.

Os resultados obtidos devem ser comparados com resultados de outros autores.

Para determinação dos resultados são usados os programas Matlab e PSIM como ferramentas de auxílio à simulação.

- 3) **Ensaio prático à bateria.** Estes ensaios são efetuados de forma a adquirir os dados necessários para a parametrização e testes do método desenvolvido.

Para o efeito vai ser utilizada uma bateria, uma carga eletrônica programável e um programa para aquisição dos dados, PV8500.

- 4) **Testes e validação.** Os ensaios práticos realizados vão ser utilizados para parametrização. Em seguida vão ser utilizados nos testes ao algoritmo de forma a gerar soluções. As soluções são analisadas qualitativamente e quantitativamente e comparadas com resultados obtidos por outros autores.

Estes testes de validação vão ser efetuados recorrendo aos programas Matlab e PSIM.

1.3 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação encontra-se dividida em sete capítulos. No presente capítulo, Introdução, é contextualizado o tema, definidos os objetivos e a metodologia que visa a resolução dos mesmos.

No segundo capítulo, Estado da Arte, é feita uma síntese dos conteúdos chave inerentes ao tema da dissertação.

Inicialmente são introduzidos conceitos básicos sobre baterias, as suas características, nomenclatura e fatores que influenciam o seu comportamento. De seguida são apresentadas as funções básicas do BMS.

Como o propósito da dissertação é a estimação do SOC são apresentados, descritos e submetidos a análise comparativa vários métodos de estimação. Alguns dos métodos de estimação impõem a utilização de modelos de baterias, pelo que para concluir o capítulo são descritos e comparados vários tipos de modelos.

No terceiro capítulo, Modelização, são descritas em mais pormenor as características da bateria a usar e construído o modelo de bateria a utilizar. O modelo elétrico resultante do modelo de difusão tem de ser parametrizado pelo que, no mesmo capítulo, são ainda descritos os ensaios práticos e a heurística utilizada para esse efeito.

No quarto capítulo, Estimação do Estado de Carga, é inicialmente feito um enquadramento histórico da aplicação do KF. Em seguida, de forma a comprovar o seu comportamento ótimo, o mesmo é aplicado ao sistema linear resultante do circuito elétrico representado em [5]. Como o sistema de equações que é originado a partir do modelo desenvolvido é não linear têm de ser usados métodos de linearização antes de se proceder à aplicação do filtro. A essa variante do KF chama-se filtro Kalman estendido (EKF). A teoria relativa ao EKF é apresentada sendo, de seguida, construído, a partir do modelo elétrico, um modelo de espaço de estados. Para a aplicação do filtro é necessário efetuar algumas parametrizações e inicializações relativas ao *design* próprio filtro pelo que são descritos os métodos usados para esse fim. Para concluir, são apresentados os aspetos construtivos do algoritmo desenvolvido, em Matlab, e os resultados da sua aplicação para ensaios práticos com corrente de descarga contínua e pulsada.

O quinto capítulo, Otimização do algoritmo, é dedicado à alteração do modelo do EKF com intuito de otimizar o algoritmo. Neste ponto, é considerado que a resistência de ligação é variável. Esta novidade vai produzir uma alteração do modelo de espaço de estados alteração essa que se vai repercutir ao algoritmo desenvolvido em Matlab e aos resultados do mesmo. No final do capítulo são apresentados e analisados criticamente esses resultados para os mesmos ensaios práticos do capítulo anterior.

No sexto capítulo, Percurso teste, e de forma a comprovar a robustez do filtro são usados dados de um percurso típico associado ao *New European Driving Cycle* (NEDC). Estes são normalizados de forma a conseguir um perfil de corrente que possa ser usado em ensaios práticos às baterias. Os valores obtidos do ensaio são usados como entradas no algoritmo do EKF e permitem visualizar e avaliar o seu comportamento.

O sétimo e último capítulo é dedicado à conclusão e trabalhos futuros. Numa primeira fase são, de forma resumida, apresentadas as características do modelo e filtro desenvolvidos e feita uma análise dos seus resultados. De seguida são comparados os objetivos propostos ao trabalho desenvolvido de forma a verificar o seu cumprimento.

São por fim sugeridas formas de, no futuro, dar continuidade ao trabalho desenvolvido nesta dissertação.

Capítulo 2

Estado da Arte

O conhecimento científico baseado em bibliografia fidedigna e atualizada é fundamental para o desenvolvimento de uma dissertação. Este capítulo engloba de forma sintética o conteúdo aprendido a partir de pesquisa e análise bibliográfica. Sendo a bateria o elemento a modelar vai inicialmente discutir-se o seu princípio de funcionamento, terminologia, conceitos associados bem como os diferentes tipos de baterias e parâmetros que alteram as suas características. Em seguida, vão ser sucintamente apresentadas as funções do BMS.

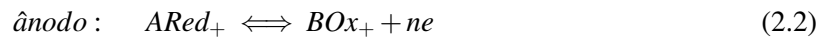
Por fim, e uma vez que o objetivo principal é estimar o estado de carga (SOC), vão ser abordados métodos de estimação de SOC. Em muitos desses métodos é necessário um modelo que represente as características da bateria sendo que a sua robustez influencia o desempenho do método. Há também considerações que têm de se ter em conta, tais como o poder computacional exigido para simular cada modelo, pelo que, para finalizar o capítulo, vão ser enumerados e descritos alguns dos modelos de baterias que se considera serem importantes.

2.1 Baterias

Hoje em dia o uso de dispositivos móveis está banalizado sendo a sua popularização a precursora do desenvolvimento tecnológico relativo a fontes de alimentação móveis [2]. As baterias são usadas em diversas aplicações desde pequenos dispositivos, como o telemóvel, a grandes projetos de engenharia, como é o caso dos veículos elétricos, tendo um grande impacto no seu desempenho e influenciando todo um modelo e processo de negócio. Desta forma, torna-se importante analisar o seu funcionamento e saber quais as opções existentes no mercado de forma a fazer uma escolha consciente da bateria a utilizar em cada tipo de aplicação. No sentido de elucidar sobre esta temática vão ser discutidos nesta secção os tipos de baterias mais comuns, conceitos e terminologia associada e as condições que alteram o seu funcionamento. Note-se que o estudo é apenas referente a baterias secundárias também denominadas de baterias recarregáveis.

2.1.1 Princípio de Funcionamento

Todas as baterias são constituídas por um eléctrodo negativo, um eléctrodo positivo e o meio responsável pela condução dos iões entre os dois eléctrodos, o eletrólito. Algumas baterias, dependendo da tecnologia, possuem ainda um separador que divide fisicamente as secções com diferentes polaridades evitando curto circuitos por contacto dos eléctrodos (note-se que permite a circulação de iões não colocando em causa o desempenho da bateria) [6]. Em equilíbrio temos a mesma concentração de catiões e aniões no sistema, ou seja um gradiente de concentração zero. Durante a descarga o eléctrodo negativo (ânodo) liberta eletrões para o circuito externo ao qual a bateria está ligada. Por sua vez o eléctrodo positivo (cátodo) aceita eletrões do circuito. A estas reacções chamam-se oxidação (Ox) e redução (Red), estas podem ser representadas pelas equações químicas 2.1 e 2.2 [7].



Uma vez estabelecida esta ligação externa, a reacção eletroquímica traduz-se na redução de espécies perto do eléctrodo. Assim, é criado no eletrólito um gradiente de concentração diferente de zero. Note-se que as espécies estão distribuídas no meio, de forma uniforme, no entanto têm uma concentração menor do que inicialmente. Durante a carga da bateria ocorre o processo inverso [6, 7]. Ambos os processos são ilustrados na figura 2.1.

Relativamente à definição de ânodo e cátodo importa esclarecer que numa bateria o termo ânodo se refere ao eléctrodo no qual ocorre a reacção de oxidação [6]. Isto significa que o eléctrodo fornece eletrões para um circuito externo. O fluxo de eletrões inverte entre carga e descarga. Assim, o eléctrodo positivo é o ânodo durante o carregamento e o eléctrodo negativo é o ânodo durante o descarregamento. Normalmente, o ânodo de uma célula é especificado durante a descarga e daí o nome ânodo ser comumente utilizado para o eléctrodo negativo. Cátodo é, por sua vez, o eléctrodo no qual ocorre uma reacção de redução. Isto significa que o eléctrodo recebe eletrões de um circuito externo. Em oposição ao que acontecia com o ânodo, o cátodo e o eléctrodo negativo durante o carregamento e o eléctrodo positivo durante a descarga. Normalmente, o cátodo de uma célula é especificado durante a descarga e daí o nome do cátodo ser vulgarmente utilizado para o eléctrodo positivo. Para evitar confusão, sempre que se referir o termo cátodo e ânodo nesta dissertação estamos a assumir as condições de descarga.

2.1.2 Terminologia e conceitos básicos

A terminologia, bem como os conceitos mais importantes associados a este documento são de seguida clarificados.

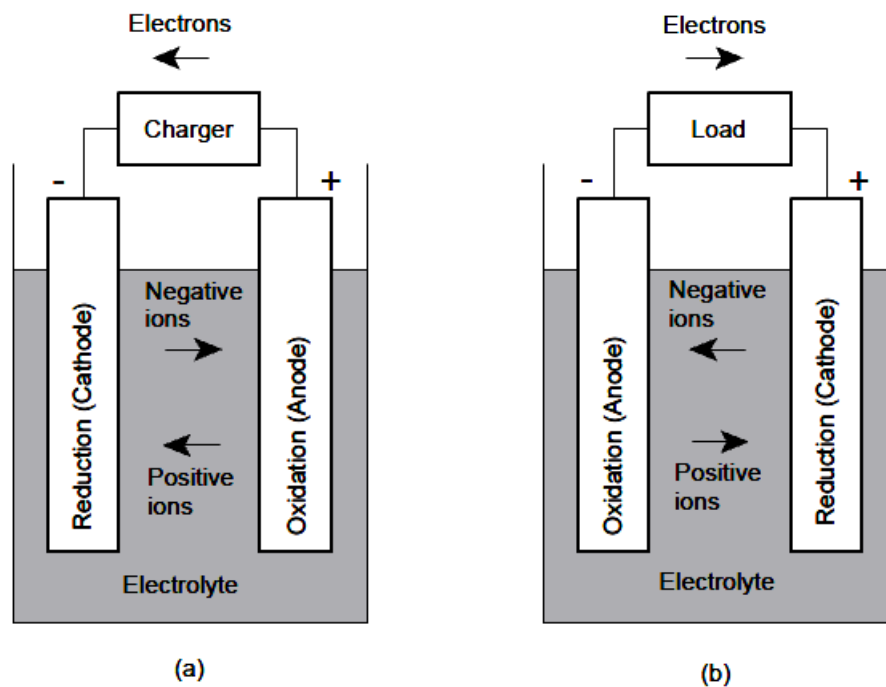


Figura 2.1: (a) representação da constituição da bateria e processo de carga (b) processo de descarga (adaptado de [7])

Os conceitos mais gerais são o de célula e bateria [7]. Assim, uma célula é definida como sendo a unidade básica usada para gerar energia elétrica a partir da energia química armazenada no seu interior. A célula é formada por dois eletrodos que se encontram num meio chamado eletrólito (este tópico será abordado em mais detalhe na secção 2.1.1). Ao conjunto de duas ou mais células devidamente ligadas em série/paralelo chamamos bateria. Este conjunto é organizado tendo em conta as tensões e correntes que são requeridas por cada aplicação. Note-se que o termo bateria também é, por vezes, utilizado quando se fala em células unitárias. É também importante esclarecer conceitos relacionados com a capacidade da bateria e as suas características técnicas.

- *Capacidade nominal* é a capacidade que representa a carga total que pode ser obtida a partir de uma bateria completamente carregada sob condições específicas de descarga. Estas condições são fornecidas pelo fabricante [1, 7]. A capacidade é expressa em Ampere-hora (Ah) [7].
- *Capacidade disponível* é a carga que na prática a bateria possui, isto é a carga que pode ser retirada à bateria em dadas condições de carga e temperatura [6].
- *Tensão nominal* é o valor de tensão que se espera obter durante a descarga. Ou seja, a tensão típica da bateria em funcionamento [6].

- *Tensão final de descarga ou tensão de cut-off* é o valor de tensão mínima que a bateria pode atingir sem ser danificada [1]. Normalmente é a tensão acima da qual a maior parte da capacidade da célula ou bateria foi entregue, pode depender dos requisitos da aplicação [6].
- *Tensão em circuito aberto (OCV)*, representa a tensão aos terminais da bateria quando esta não se encontra em carga [6]. Através desta tensão podemos obter a energia que ainda resta na bateria. A tensão OCV é influenciada pelos efeitos de relaxamento e histerese.

O efeito de relaxamento regista-se quando a bateria é mantida em repouso depois de uma carga/descarga. Esta necessita de algum tempo para a tensão terminal relaxar e alcançar o novo valor de *steady state* [8]. Por causa da existência do efeito de histerese a tensão em circuito aberto não depende apenas do estado de carga mas também é influenciada pelo histórico de carga/descarga da bateria [8]. Assim, quando queremos medir o valor desta tensão, e de forma a não comprometer os resultados obtidos sempre que esta saia de um período de carga, temos de aguardar durante um determinado tempo.

- *Tensão em circuito fechado* é a tensão sob condições de carga [6].
- Resistência interna é uma resistência de valor diminuto (ordem dos mili-ohms) que é característica da bateria e determina a quantidade de energia que pode ser entregue num determinado intervalo de tempo. O seu valor é em geral especificado pelo fabricante [1].
- *Densidade de energia* é a densidade volumétrica de armazenamento de energia. É expressa em Watt-hora por litro (Wh / l) [6, 7].
- *Densidade de potência* é a densidade volumétrica de potência de uma bateria, expressa em Watts por litro (W/l) [7]. É maior quando a bateria está completamente carregada. No caso concreto dos veículos elétricos é muito importante considerar esta potência uma vez que esta influencia diretamente a capacidade de aceleração do veículo [1].
- *Energia específica* é a densidade gravimétrica de armazenamento de energia de uma bateria, expressa em watt-hora por quilograma (Wh / kg) [6, 7].
- *Potência específica* é a densidade gravimétrica de potência de uma bateria, expressa em Watts por quilograma (W / kg) [7].

Por fim, importa ainda esclarecer conceitos relacionados com o funcionamento da bateria numa dada aplicação.

- *Ciclo de vida* representa o número de ciclos que uma célula ou bateria pode ser carregada e descarregada, em determinadas condições, antes da sua capacidade disponível atingir um valor menor que 80% da capacidade nominal [7].
- *Auto-descarga* é o fenómeno no qual as baterias perdem a capacidade (que não é recuperável) mesmo sem estarem em carga uma vez que as reações químicas continuam. O fenómeno

é provocado por impurezas metálicas [9]. A auto-descarga é expressa em percentagem e representa a capacidade nominal perdida por mês a uma determinada temperatura [7].

- *C-rate* é um padrão específico de medição da capacidade nominal dado em função da taxa de descarga [9]. O C-rate é 600 mA quando a capacidade da bateria é 600mAh. Assim, por exemplo, descarregar a bateria com 2C quer dizer que a corrente de descarga é 1.2 A e que a bateria descarrega em meia hora. Descarregar a bateria com C/2 quer dizer que a corrente de descarga é 300mA e que a bateria descarrega em duas horas [7].
- *Efeito de recuperação*, quando estamos perante descargas intermitentes a bateria pode recuperar alguma capacidade nos momentos em que não se encontra em funcionamento. Deste modo, a capacidade efetiva é aumentada e o tempo de vida da bateria é prolongado. A quantidade recuperada depende do tipo de bateria (o efeito ocorre em todas as baterias) [10].

2.1.3 Tipos de Baterias

Existem no mercado vários tipos de baterias de diferentes tecnologias. Para fazer uma avaliação relativa das mesmas temos de ter em consideração [6,9];

- 1) densidade de energia - carga armazenada por unidade de peso da bateria);
- 2) ciclo de vida – o número de ciclos de carga/descarga que a bateria pode fazer continuando em trabalho;
- 3) tensão em carga/descarga;
- 4) impacto ambiental;
- 5) segurança;
- 6) custo e oferta disponível.

Nas tabelas 2.1 e 2.2 apresenta-se uma descrição sucinta das baterias mais populares, tendo em consideração as características anteriormente enunciadas [6,7,9,11,12].

Na tabela 2.1 são enunciadas as baterias secundárias mais comuns, a sua constituição química e as aplicações onde são normalmente utilizadas. É difícil comparar quantitativamente os tipos de baterias porque as suas características variam significativamente com o design da bateria, fabricante e o tipo de aplicação a que se destinam. Assim na tabela 2.2 são apresentadas as características das várias baterias quantitativamente em relação à tensão (uma vez que este parâmetro não varia tanto) e qualitativamente quanto aos demais parâmetros.

2.1.4 Parâmetros que alteram as características da bateria

O funcionamento da bateria depende de fatores externos e internos. Assim alterações nesses fatores refletem-se no seu comportamento e eficiência. Para um melhor entendimento e de forma

Bateria	Constituição	Aplicação
<i>Lead-Acid</i>	Eléttrodo positivo: Chumbo. Eléttrodo negativo: Óxido de chumbo. Eletrólito: Ácido sulfúrico diluído.	Podem ser utilizadas como baterias SLI (<i>automobile starting, lighting and ignition</i>) e em alarmes, <i>scooters</i> , cadeiras de rodas, bicicletas elétricas e micro veículos híbridos.
<i>Hidretos metálicos de Níquel (NiMH)</i>	Eléttrodo positivo: Hidróxido de níquel. Eléttrodo negativo: Mistura de vanádio, titânio, níquel e outros metais. Eletrólito: Solução alcalina	São utilizadas com baterias de computadores portáteis e veículos elétricos (exemplo: <i>Ford Ranger VE</i>) e veículos híbridos (exemplo: Toyota Prius, Honda Insight).
<i>Íões de Lítio (Li-ion)</i>	Eléttrodo positivo: Metais à base de lítio. Eléttrodo negativo: Grafite. Eletrólito: Sais de lítio dissolvidos em carbonetos orgânicos.	São utilizadas frequentemente em telemóveis, computadores portáteis, <i>tablets</i> , consolas de jogos, veículos elétricos e híbridos.
<i>Polímeros de Lítio (Li-poly)</i>	Eléttrodo positivo: Dióxido de cobalto lítio. Eléttrodo negativo: Carbono cristalizado. Eletrólito: LiPF ₆ e solventes orgânicos (Bateria sólida).	Usadas em PDA's, Gps, computadores portáteis, <i>tablets</i> , <i>media players</i> .
<i>Níquel Cádmio (NiCd)</i>	Eléttrodo positivo: Hidróxido de níquel. Eléttrodo negativo: Hidróxido de cádmio. Eletrólito: Solução alcalina	Devido à sua robustez são muitas vezes usadas em brinquedos.

Tabela 2.1: Baterias secundárias mais comuns constituição e aplicação

a, no futuro, se tentar controlar a sua influência e manter por conseguinte a integridade e bom funcionamento da bateria torna-se importante analisar mais pormenorizadamente os efeitos dessas alterações.

2.1.4.1 Temperatura

O desempenho da bateria pode flutuar significativamente com variações da temperatura. Os efeitos manifestam-se na capacidade e característica da tensão. Este parâmetro é difícil de regular uma vez que há sempre uma influência negativa independentemente da temperatura ser baixa ou alta. Por exemplo, com temperaturas ambiente abaixo de 25°C a atividade química na célula diminui (diminuindo o risco de danificar a bateria) e a resistência interna aumenta o que faz reduzir a capacidade de plena carga e aumentar inclinação da curva de descarga. Para temperaturas mais altas a resistência interna diminui, a capacidade de plena carga aumenta isto é a eficiência aumenta [10]. No entanto, a alta taxa de atividade química pode levar a danos na bateria e o efeito de auto-descarga pode reduzir a capacidade atual [6, 13]. É ainda importante referir que a degradação da bateria também está relacionada com a temperatura [13].

2.1.4.2 Sobrecarga e Sub-carga

Um dos problemas recorrentes na gestão de baterias está associado aos processos de carga e descarga. Estes têm de ser feitos de forma controlada e têm de atender a valores estipulados. Carregar em excesso uma bateria, isto é, forçar o armazenamento de energia para além do valor

Características	Lead-Acid	NiMH	Li-ion	Li-poly	NiCd
Tensão nominal (V)	2	1.2	3.7	3.7	1.2
OCV (V) (80% SOC)	2.1	1.4	4.1	4.1	1.35
Densidade de Energia	baixa	elevada	muito elevada	muito elevada	média
Energia específica	baixa	baixa	elevada	elevada	elevada
Taxa de auto-descarga	baixa	elevada	baixa	baixa	elevada
Ciclo de Vida	curto	longo	longo	longo	longo
Risco de sobreaquecimento	muito reduzido	médio	alto	médio	reduzido
Custo	baixo	elevado	elevado	muito elevado	elevado
Reciclagem	possível	possível	possível	possível	possível
Elementos tóxicos	sim	não	sim	não	sim

Tabela 2.2: Características gerais das baterias mais comuns

máximo estipulado resulta num aumento de tensão aos seus terminais e num aumento da atividade química provocado pela contínua indução de corrente elétrica nos elétrodos das células. Como resultado desta excitação são alteradas as características químicas de componentes internos das células levando a uma diminuição da capacidade da bateria. Outras consequências da sobrecarga são o aquecimento excessivo da bateria e o aumento da pressão que em casos extremos pode levar à sua explosão [13].

Contrariamente, no caso em que a bateria sofre uma descarga excessiva também lhe vão ser infligidos danos. Mais uma vez vai verificar-se o aumento da temperatura e ainda o aumento da velocidade do processo de envelhecimento a consequência mais grave é danificar a bateria permanentemente. A profundidade de descarga (DOD) mede a quantidade de corrente retirada numa hora de uma célula da bateria e é expresso em percentagem da capacidade nominal. A figura 2.2 mostra a relação do DOD com o ciclo de vida de uma bateria. Como se pode verificar uma descarga maior traduz-se num menor número de ciclos de vida tal como seria de prever ao relacionar este conceito com o conceito de descarga excessiva. O DOD deve ser mantido acima dos 50% no caso dos VEs [6, 13].

2.1.4.3 Efeito da intensidade da corrente de carga e descarga

A capacidade de uma bateria aparentemente diminui com o aumento da taxa de descarga. Quando a bateria está completamente carregada a superfície dos elétrodos contém uma quantidade máxima de espécies. Quando é iniciada a descarga a corrente flui pelo circuito externo e as espécies são consumidas sendo o reabastecimento feito por difusão. O processo de difusão não pode ser mantido durante todo o processo pelo que é criado um gradiente de concentração ao longo do eletrólito. A carga e o gradiente de concentração variam proporcionalmente embora de forma não linear. Assim, para maiores cargas temos maiores gradientes de concentração e menor

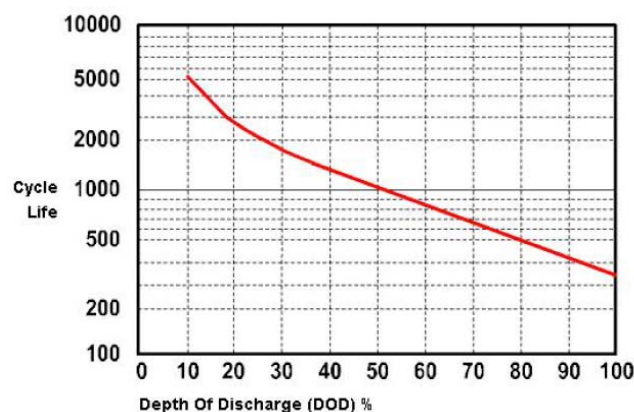


Figura 2.2: Representação da dependência entre o ciclo de vida e o DOD [13]

quantidades de espécies ativos na superfície do eletrodo. Quando a quantidade de espécies ativos se encontra abaixo de dado limite, correspondente à tensão de *cut-off*, a reação eletroquímica deixa de ser possível e a carga à superfície do eletrodo deixa de estar disponível fazendo aparentemente diminuir a capacidade da bateria [10]. Quanto mais baixa for a taxa de descarga melhor, porque o comportamento da bateria vai aproximar-se ao de uma fonte de energia ideal. Note-se ainda que descargas com uma taxa elevada podem provocar distribuições de espécies irregulares e maior stress entre as células das baterias. Esta ideia é semelhante à fadiga mecânica [13]. Durante o processo de carga ocorre o fenómeno em sentido contrário isto é há um aumento de espécies e diminuição do gradiente de concentração. Pelos mesmos motivos que na descarga também é importante não ter uma taxa de carga muito elevada [6, 11].

As figuras 2.3 e 2.4 resumem os efeitos da temperatura e da intensidade da corrente de descarga na tensão da bateria e capacidade. Com o aumento da corrente exigida a tensão da bateria decresce. A taxa a que a tensão decresce é tanto maior quanto mais baixa é a temperatura, como se pode observar na figura 2.3. Da mesma forma, a capacidade da bateria decresce mais rapidamente com o aumento da corrente exigida e é tanto menor quanto mais é a temperatura, como se pode observar na figura 2.4. Mais uma vez, tal como referido anteriormente, quanto mais rigorosas as condições de descarga, maior será a perda de capacidade. Na curva T6 da figura 2.4 o aumento da capacidade da bateria é resultante do funcionamento a elevadas temperaturas [6].

2.1.4.4 Envelhecimento

Algumas baterias perdem parte da sua capacidade em cada ciclo de descarga. Como já foi referido anteriormente esse fenómeno resulta em parte da decomposição do eletrólito, da temperatura e condições de carga e descarga. Quando se estuda o comportamento de baterias naturalmente temos de ter em conta o envelhecimento de modo a conseguir prever com mais eficiência o comportamento da mesma e tentar minimizar o fenómeno ou as suas causas [10].

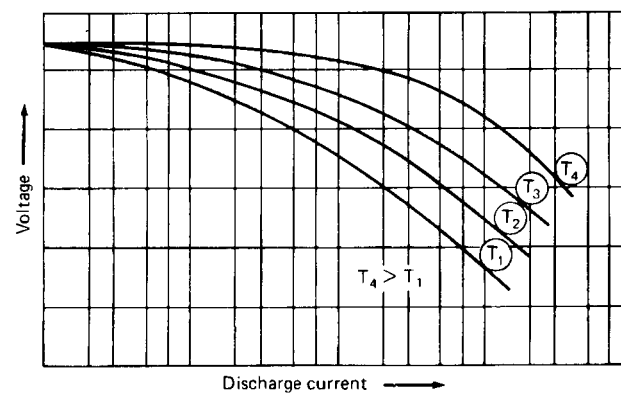


Figura 2.3: Efeito do aumento da corrente de descarga na tensão da bateria a diferentes temperaturas. Em que T_4 representa as temperaturas normais e a temperatura aumenta de T_1 para T_4 [6]

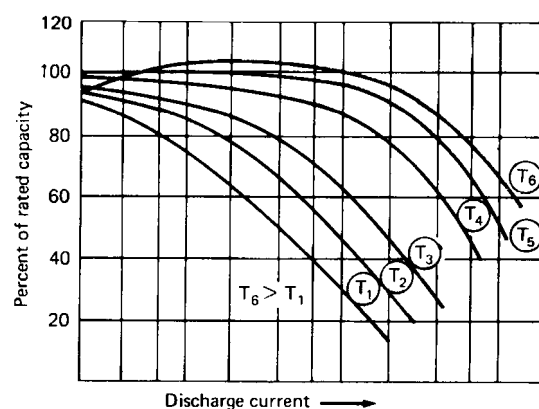


Figura 2.4: Efeito do aumento da corrente de descarga na capacidade da bateria a diferentes temperaturas. Em que T_4 representa as temperaturas normais e a temperatura aumenta de T_1 para T_6 [6]

2.2 Sistema de Gestão de Baterias (BMS)

O progresso na tecnologia inerente às baterias por si só não garante que estas cumpram todos os requisitos exigidos por dada aplicação. Assim é necessário recorrer ao BMS. Dependendo do tipo de aplicação o BMS pode ser simples ou extremamente complexo. Segundo [2] o BMS de uma bateria de telemóvel (célula) resume-se a um circuito de proteção básico que controla a carga e descarga, sendo que a complexidade aumenta no caso das baterias de computador atingindo uma complexidade ainda mais elevada quando aplicado aos veículos elétricos (caso discutido no presente documento).

2.2.1 Funcionalidades

Para um utilizador de um VE é importante conhecer a autonomia previsível associada ao "combustível" disponível bem como o tempo previsto para este se esgotar. Por outro lado as condições de segurança associadas ao funcionamento da bateria têm de ser garantidas.

Assim, no caso concreto de VEs é exigido que o BMS cumpra três funcionalidades principais [2,3]:

- 1) Monitorize a tensão, corrente e temperatura das células constituintes da bateria.
- 2) Mantenha as baterias a operar no intervalo de tensão e temperatura indicados. Tal garante a segurança tanto das baterias como dos ocupantes do veículo. Por outro lado este procedimento prolonga o tempo de vida das baterias.
- 3) Mantenha as baterias a operar num estado que lhes garanta cumprir os requisitos associados ao funcionamento do veículo.

Para cumprir estas funcionalidades o BMS integra as funções básicas representadas na figura 2.5 e descritas de seguida.

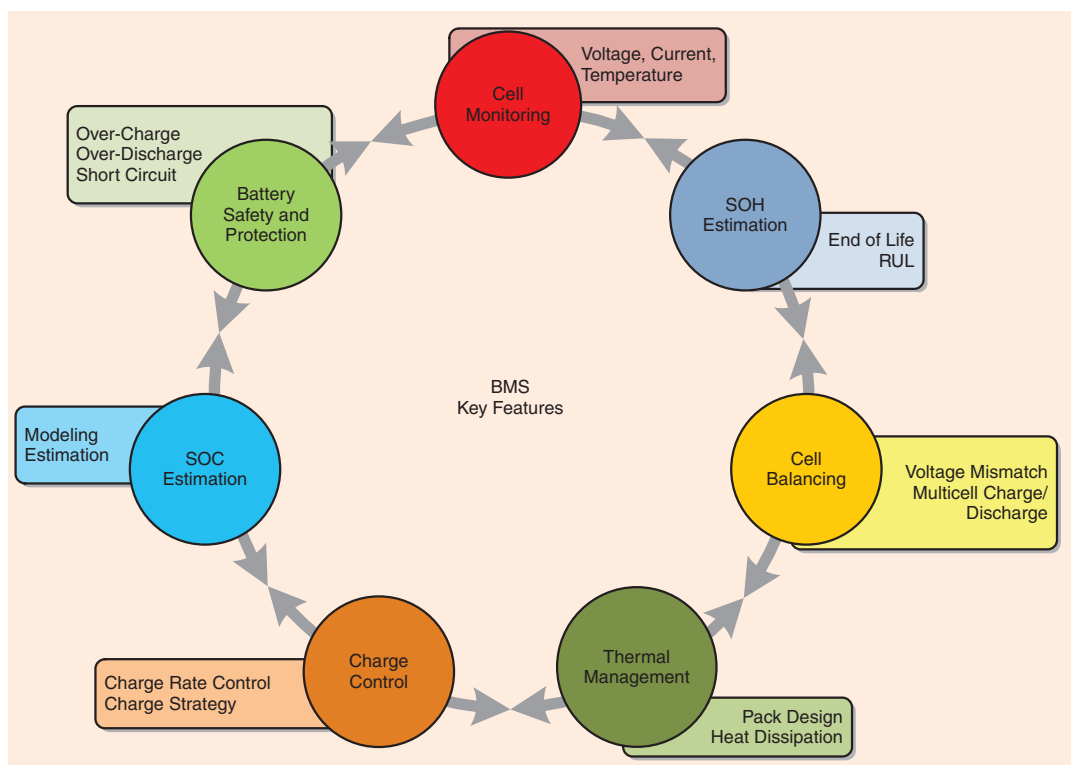


Figura 2.5: Imagem ilustrativa das características chave do BMS e breve definição [14]

2.2.1.1 Monitorização das células

A monitorização das células permite conhecer a corrente, tensão e temperatura de cada célula da bateria. Deste modo podem evitar-se sobrecargas, sobre-descargas bem como detetar outras anomalias no funcionamento da bateria [3, 14]. Note-se que as condições limite de tensão e corrente variam consoante a bateria.

Em geral, a tensão é medida em cada célula da bateria. O custo associado é elevado mas tem a vantagem de permitir o balanceamento e proteção contra sobrecarga ao nível da célula [15].

2.2.1.2 Estimação do Estado de carga (SOC)

Há alguma controvérsia no que toca à definição de SOC. Neste documento assumimos que o estado de carga é o quociente entre a carga restante na bateria e a carga máxima que a mesma pode acumular [3]. Do exposto estando o SOC relacionado com a concentração de carga interna à bateria este não pode ser medido diretamente. Assim, é necessário desenvolver métodos baseados em grandezas mensuráveis da bateria, de forma a fazer a sua estimação. Uma boa estimação do SOC é necessária não apenas para gestão otimizada da energia mas também para impedir que esta descarregue ou carregue em excesso [14, 16].

2.2.1.3 Estimação do Estado de saúde (SOH)

O SOH pretende representar a condição geral da bateria comparativamente à sua condição inicial. Este parâmetro associado à saúde da bateria é normalmente obtido através da variação da capacidade e resistência interna bem como a partir de outros elementos característicos, tais como a taxa de auto-descarga ou densidade de potência [3, 14].

O SOH está intrinsecamente relacionado com o tipo de aplicação associado ao uso bateria bem como ao tempo e histórico de utilização.

É usual terminar a utilização de uma bateria logo que o SOH seja tal que a sua capacidade caiu 80% em relação à capacidade nominal ou quando a potência máxima entregue pela bateria caiu a 80% em comparação com a potência nominal nas condições de referência [3].

2.2.1.4 Balanceamento

O balanceamento é por vezes utilizado como função BMS. A sua utilização, ou não, depende do tipo de baterias que são utilizadas na aplicação [2]. Diz-se que uma bateria está balanceada quando cada uma das suas células tem o mesmo SOC [17]. O não balanceamento da bateria pode ser originado por causas internas e externas. As causas internas estão relacionadas com aspetos resultantes da produção, tais como a variação do volume disponível para o armazenamento de carga, variação na impedância interna da bateria (para os mesmos valores de corrente de carga) e diferenças na taxa de auto-descarga [15].

As causas externas, têm origem nas diferenças de temperatura através do *pack* ou mesmo na influência dos circuitos eletrónicos inerentes à aplicação em que a bateria está inserida.

As baterias, em especial, as de íões de lítio requerem que a corrente de carga pare quando é atingida a tensão de *threshold*. Assim num *pack* cada célula tem de ser monitorizada individualmente. O carregamento do *pack* termina quando uma célula atinge a tensão limite. Ora, isto é extremamente ineficiente dado que, se existir uma célula degradada, esta poderá carregar muito rapidamente obrigando a terminar a carga para todo o *pack*, ou pelo menos para todas as células em série com ela. Para controlar o processo de carregamento e maximizar a energia armazenada é então implementado um algoritmo de balanceamento que tem em conta as causas que tornam a bateria não balanceada e faz com que a energia nas células seja equilibrada. O algoritmo monitoriza todas as células e quando deteta uma célula mais carregada remove a energia excedente que é redistribuída pelas restantes. Com esta técnica pretende-se uma distribuição equitativa da energia por todas as células [3, 18, 19].

O balanceamento pode ser passivo ou ativo. No balanceamento passivo a carga em excesso é dissipada em resistências. No balanceamento ativo a energia é transferida entre as células de modo a obter-se um equilíbrio do SOC [19, 20]. Dentro dos dois tipos de balanceamento podem ser usadas diferentes topologias. As diferentes topologias de balanceamento encontram-se ilustradas na figura 2.6. Pormenores sobre cada uma podem ser encontrados em [19].

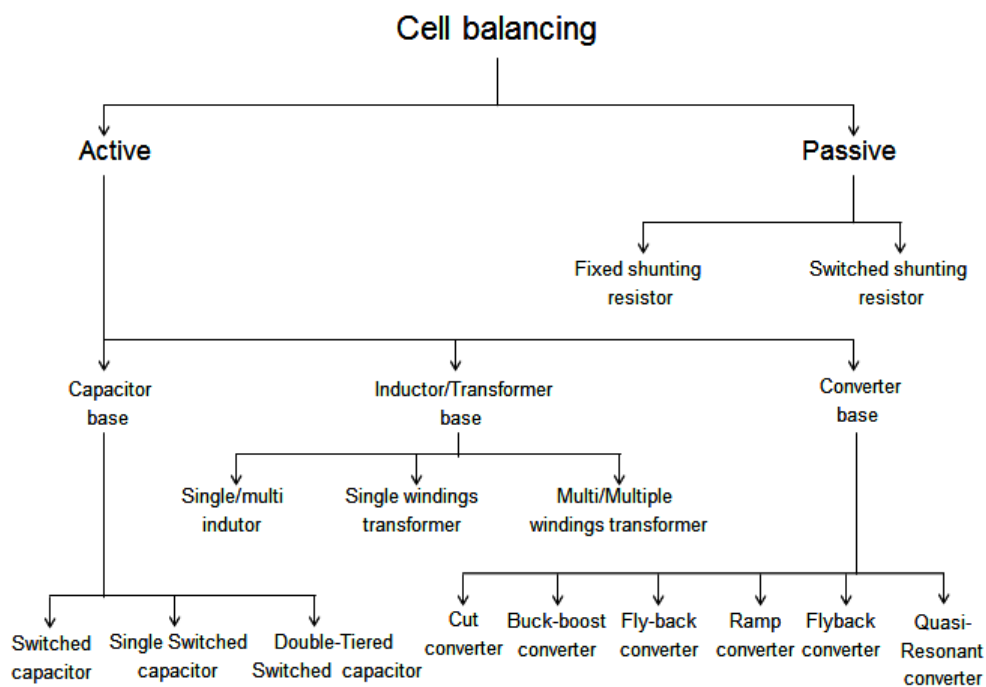


Figura 2.6: Topologias de balanceamento [19]

2.2.1.5 Estimação do estado de função (SOF)

O SOF descreve o desempenho da bateria relativamente aos requisitos da aplicação na qual esta está a ser utilizada. Quando utilizado em BMS para VEs o SOF deve informar como é que a bateria

responde à necessidade de uma dada potência. Pode ser expresso numa variável lógica sim/não ou binária 1/0 caso consiga ceder ou não a potência necessária [3,7]. O SOF é determinado através do SOC, SOH temperatura de funcionamento e histórico de cargas/descargas. A figura 2.7 representa a relação entre SOF, SOC e SOH. Como se pode verificar pela análise da figura, a probabilidade de serem cumpridos os requisitos da aplicação, avaliada pelo SOF, é tanto maior quanto maior o SOC e SOH. À medida que a capacidade da bateria reduz e esta envelhece o SOF vai reduzindo.

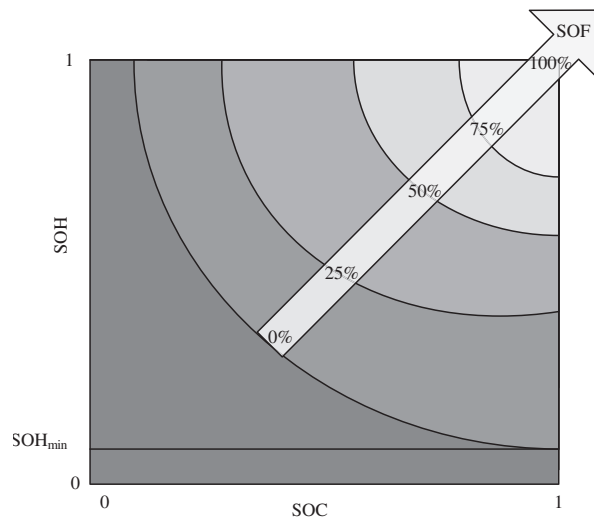


Figura 2.7: Imagem ilustrativa da relação entre o SOH, SOC e SOF [3]

2.2.1.6 Gestão térmica

Tal como vimos na secção 2.1.4.1, a temperatura é um fator importante a ter em conta no funcionamento da bateria. Para garantir a sua segurança e eficiência é importante manter a bateria em operação dentro da gama de temperaturas recomendada (esta é variável consoante a bateria). O BMS deve garantir o seu funcionamento no ponto ótimo e sobre diferentes condições. A dificuldade é acrescida no caso de termos conjuntos de células ligadas entre si. Assim, a gestão térmica usa a análise de transferência de calor para prever a distribuição de temperaturas dentro de um *pack* de baterias. Em complemento pode usar arrefecimento a ar ou líquido bem como aquecimento com mantas térmicas apropriadas [14].

2.2.1.7 Controlo do carregamento

Cada bateria tem diferentes limitações quanto à taxa a qual pode aceitar ser carregada. Estas limitações foram testadas, para os vários tipos de baterias, e são as utilizadas nos diferentes modos em estações de carga customizadas. No entanto, o BMS necessita de ter esta função de forma a poder otimizar e proteger o regime de carga no caso de uma carga específica não estar disponível [14].

2.3 Métodos de Estimação do SOC

Nas secções anteriores foram enumeradas as principais funções do BMS. O propósito desta dissertação é, no entanto, a estimação do SOC. Para tal é necessário analisar os vários métodos existentes. Como foi referido na secção 2.2.1.2, uma estimação precisa pode evitar interrupções de funcionamento indesejáveis e impedir que a bateria seja sobre-carregada e sobre-descarregada, o que pode causar danos permanentes na sua estrutura interna [16]. No entanto, o SOC não pode ser medido diretamente. Assim, tem de se proceder à sua estimação recorrendo a grandezas mensuráveis. As tensões nos terminais, correntes de operação e as temperaturas da superfície são as grandezas em que nos podemos basear já que permitem medição direta. Deste modo, é a partir destes que convencionalmente se estima o SOC. Estas estão inter-relacionadas sendo a sua gama de variação um fator a considerar na procura de uma estimativa precisa de SOC [16].

De seguida apresentam-se os principais métodos associados à referida estimação [3].

2.3.1 Coulomb Counting

O *Coulomb Counting* é um dos métodos mais convencionais utilizado na determinação do SOC [3]. Neste método a corrente terminal é integrada de forma a determinar a carga armazenada na bateria. Esta é em seguida comparada com a carga total, que é possível armazenar, de forma a obter o estado de carga. O exposto é ilustrado na equação 2.3.

$$SOC = SOC_0 - \frac{1}{C_N} \int_{t_0}^t \eta I d\tau \quad (2.3)$$

Nesta, SOC_0 é o estado de carga em t_0 (estado inicial), C_N representa a capacidade da bateria em condições *standard*, η representa a eficiência de *Coulomb* (que em regra é 1 na descarga e menor que 1 em carga). I representa a corrente que assume valores negativos em carga e positivos na descarga.

O *Coulomb Counting* é de fácil implementação, no entanto, é limitado pelo desconhecimento do estado de carga inicial da bateria [16] e não modeliza o efeito da taxa associada à intensidade de corrente nem o efeito de recuperação. A sua eficiência pode ainda ser influenciada pelos diferentes estados de operação da bateria e pela própria precisão dos sensores de corrente, cujo erro é cumulativo devido à integração [3, 15].

Este método é impraticável para estimação em tempo real porque necessita de um longo período de monitorização e muita memória. Porém é um bom método para usar de forma a verificar a precisão dos resultados de outros métodos [16] (principalmente em testes de descarga em corrente constante de baixo valor).

2.3.2 Método da tensão em circuito aberto

Um outro método de uso corrente é o método OCV. Este consiste na medição da tensão em circuito aberto e cálculo do SOC com base na relação conhecida entre OCV e SOC. Embora seja

um método de boa precisão a sua utilização tem a desvantagem de exigir um longo período de repouso das baterias, de forma a que a tensão terminal relaxe até atingir o valor de OCV. Por esta razão este método não é utilizável em aplicações em tempo real [14]. A relação OCV-SOC é também dependente da temperatura ambiente o que pode resultar em erros na estimação do SOC [21].

Para aumentar a eficiência do método este pode ser usado em conjunto com *Coulomb Counting* [14]. Na tentativa de aplicar o método em tempo real a tensão OCV medida é relacionada com valores da relação OCV-SOC medidos *offline* constantes em *lookup tables* [21]. No entanto a eficiência desta técnica é reduzida.

2.3.3 Métodos baseados em modelos de baterias

No passado recente têm vindo a ser desenvolvidos algoritmos de diagnóstico em tempo real associados à estimação do SOC que utilizam modelos associados às baterias. Nestes métodos a dinâmica da bateria é modelada como sendo um sistema não linear associado a técnicas de identificação e adaptação paramétrica em tempo real do modelo. Posteriormente é implementado um mapeamento da curva OCV-SOC. Os parâmetros são continuamente atualizados para representar fielmente todas as características estáticas e dinâmicas da bateria. Uma vez que o SOC é calculado a partir do modelo da bateria este pode ser estimado com um observador. A precisão da estimação depende da precisão do modelo [3]. Os vários tipos de modelos de baterias existentes estão descritos na secção 2.4.

2.3.4 Filtro de Kalman

Em 1958, Rudolf Emil Kálmán fazia uma pesquisa avançada em estimação e controlo, financiada pelo *Air Force Office of Scientific Research* (AFOSR). Nessa altura surgiu a ideia de aplicar o conceito de variável de estado ao filtro de *Wiener-Kolmogorov*. Esta ideia juntamente com a aplicação de conceitos sobre probabilidades e previsões foi fulcral para a derivação do filtro de Kalman (KF) [22].

O KF foi o culminar de uma progressão de modelos associados a métodos de estimação ideais para processos dinâmicos. Este é considerado como a maior conquista na teoria estimativa do século XX [22]. Muitas das realizações desde a sua introdução não teriam sido possíveis sem ele.

O KF foi uma das tecnologias de base para a Era Espacial, em particular. A sua primeira aplicação prática foi feita por Schmidt na estimação da trajetória e resolução de problemas de controlo no projeto Apollo. No desenvolvimento do projeto Schmidt descobriu o que é agora chamado de filtro de Kalman estendido (EKF), e que tem sido usado desde então em muitas aplicações não-lineares do KF. Este primeiro sucesso foi uma alavanca para o uso do KF em inúmeras áreas. Em 1960 foi usado no sistema de navegação *Northrup-built*, projetado pela *Lockheed Aircraft Company* para o avião de carga C5A. A sua aplicação também permitiu a resolução de problemas de fusão de dados associados à combinação de dados de radar com dados de outros sensores, resultando na estimação global da trajetória da aeronave. Desde a sua descoberta, o KF, tem sido uma

parte integrante de quase todos os sistemas de controlo, sistemas de rastreamento e navegação de todos os tipos de veículos e no projeto de previsão de sistemas de estimação [22].

O KF tem sido também utilizado de forma recorrente na estimação do SOC em baterias. Nesta aplicação é considerado um método integrado de estimação dado que implica a utilização de um modelo de baterias e de um observador de estados [3]. Este é um método de estimação ótimo para variáveis de estado de um sistema dinâmico (sistemas lineares) [22, 23]. Além da estimação do estado dá indicação do erro de estimação associado [5]. A utilização de um KF requer a construção de um modelo, linear, que cumpra as condições Kalman (estas condições verificam-se em qualquer sistema dinâmico e causal) [23]. O sistema tem, portanto, de ser descrito na forma de expressões de espaço de estado do tipo 2.4 e 2.5 [24–26].

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \quad (2.4)$$

$$y_k = C_k x_k + D_k u_k + v_k \quad (2.5)$$

Diz-se que 2.4 é a equação de estado ou de processo, x_{k+1} é a estimação corrente, u_k a entrada do sistema e w_k o ruído do processo. A equação 2.5 por sua vez define as saídas do sistema. Sendo que y_k é a saída do sistema, v_k o ruído do sensor (afeta as medições mas não afeta o estado do sistema). A, B, C e D são formas matriciais que incluem informação acerca do estado envolvente do sistema dinâmico e a sua variação no tempo [5].

O filtro executa dois passos em cada intervalo de medição. Primeiro prevê o valor do estado presente, saída e erro de covariância (a previsão é representada com $-$). Em seguida, usando o valor de saída medido, corrige as estimações e erro de covariância (a estimação é representada por $+$). A cada iteração o resultado é melhorado através do ganho de Kalman. Este é um fator de balanceamento sinal-ruído, isto é, é grande quando a "inovação" no sinal apresentar alto SNR ¹ e baixo se SNR for baixo. Quanto maior for o SNR, mais rápida é a convergência do método [5]. A figura 2.8 representa de forma sumária as expressões que determinam o funcionamento do KF.

Nas equações presentes na figura Q_k é o ruído do sistema e R_k é o ruído do ambiente. Embora na realidade nenhum sinal seja puramente gaussiano em geral assume-se com alguma aproximação que Q_k e R_k são ruído branco gaussiano. Da observação da figura deduz-se que o KF tem de ser inicializado uma vez que a estimação do estado presente necessita do estado anterior. Apesar da inicialização *ad-hoc* e de um possível erro de estimação do ruído branco gaussiano o método converge para a estimação mais correta [5, 26].

Como referido o KF é um filtro ótimo para sistemas lineares [5, 22]. No entanto, o comportamento da bateria dá origem a um conjunto de equações não lineares. Assim, e de forma a poder

¹Termo técnico para caracterizar a qualidade de um sinal detetado. $SNR = (\frac{\text{amplitudedosinal}}{\text{amplitudedoruído}})^2$ é tanto maior quanto menor a interferência do ruído no sinal.

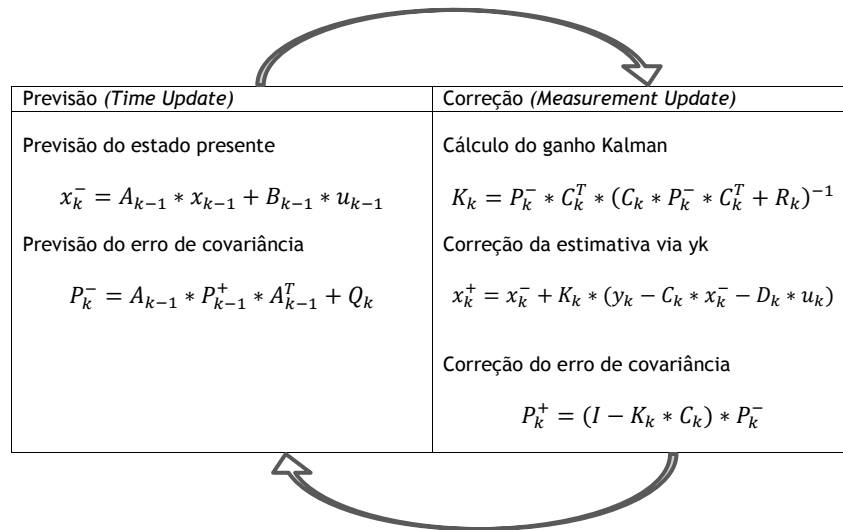


Figura 2.8: Ilustração do funcionamento do filtro de Kalman(adaptado de [26])

aplicar o KF têm de usar-se técnicas que requerem a linearização em torno de um ponto de funcionamento. Aplicando o exposto, o sistema não linear é transformado num sistema linear variante no tempo (LTV). Após a linearização assume-se o funcionamento normal do KF, isto é, primeiro há uma previsão dos valores do próximo estado, saída e covariância. Em seguida, usam-se esses valores de forma a corrigir o presente estado estimado. Note-se que o comportamento do filtro não é ótimo, mas ainda assim fornece uma boa estimação (perda de qualidade com a linearização) [5, 24, 26]. Existem várias formas de linearizar o sistema sendo que as duas principais se encontram descritas e comparadas na tabela 2.3 [4, 5, 22, 27].

Método de linearização	Descrição dos princípios de Utilização	Comparação relativa
Filtro de kalman estendido(EKF)	Linearização através da expansão da série de Taylor de primeira ordem.	O EKF e UKF têm os mesmos resultados para modelos lineares. O EKF converge ligeiramente mais rápido.
Filtro de kalman <i>unscented</i> (UKF)	Calcula um conjunto de <i>sigma points</i> . Cada <i>sigma point</i> tem um determinado peso. Transformar o ponto através de uma função não-linear. Calcular o gaussiano a partir de pontos com peso.	UKF aproxima melhor modelos altamente não-lineares. UKF não é necessário recorrer a Jacobianos. UKF não tem em conta o ruído. UKF continua a necessitar de uma distribuição gaussiana. A complexidade é semelhante

Tabela 2.3: Tabela comparativa entre os dois principais métodos de linearização

2.3.5 Outros métodos

Outros métodos, tais como redes neuronais e lógica *fuzzy* estão a ser desenvolvidos como forma de mapeamento das características da bateria. Para aplicar o método das redes neuronais não é necessário um conhecimento detalhado do funcionamento das baterias mas tal é necessário para treinar o algoritmo que requer muita informação [3]. A utilização da lógica *fuzzy* requer tanto uma boa compreensão do funcionamento da bateria quanto uma grande quantidade de curvas de teste [3].

O número de iterações necessárias e consequentemente o grande esforço computacional necessário para a implementação destes métodos não justificam a precisão adquirida [2,3].

Os diferentes métodos de estimação do SOC apresentados nesta secção são sumariamente comparados na tabela 2.4. Na tabela 2.5 são apresentados os error de estimação usando os mesmo modelos ou vários modelos combinados. Note-se que o erro de estimação apresentado diz respeito à implementação dos métodos a baterias de Li-ion . Analisando a tabela pode verificar-se que os métodos de estimação baseados em filtros de *Kalman* se traduzem em estimações com erros reduzidos.

2.4 Modelos de Baterias

A energia armazenada na bateria é limitada sendo que, no caso concreto dos VEs, é uma mais valia, para o utilizador, ter informação relativa à autonomia do seu veículo. Tal é também, na generalidade, necessário para a maior parte das aplicações associadas a baterias.

Assim, para satisfazer esta necessidade, tem de se estimar o valor do SOC. Uma vez que, como anteriormente exposto, esta informação não se consegue adquirir diretamente, podem ser usados modelos de baterias como método de estimação. A sua utilização pode ser independente ou feita em conjunto com outros métodos, como é o caso do KF.

A escolha de um bom modelo de baterias condiciona o desempenho e a fiabilidade da estimação [8]. Sendo que qualidade das aproximações também é influenciada pela calibração dos parâmetros do modelo a usar.

Deste modo, são, de seguida, apresentados vários tipos de modelos e feitas considerações relativas à sua utilização.

2.4.1 Modelo baseado na Lei de Peukert

Idealmente a tensão numa bateria permanece constante até que se inicia a descarga. A partir desse ponto baixa até atingir uma tensão de *cut-off*.

A capacidade idealmente é igual em cada estado de carga da bateria [10].

Numa bateria ideal com uma capacidade, C , e descarga a corrente constante, I , será de esperar que o tempo de vida, L , seja dado pela seguinte expressão:

Método	Vantagens	Desvantagens	Input
<i>Coulomb Counting</i>	Fácil de implementar. Fornece uma boa estimacão se o valor inicial do SOC, a medição da corrente e da eficiência forem precisas.	Depende do valor inicial do SOC. É necessário um longo período de monitorização para uma precisa medição da corrente. Não aplicável quando o estado de operação das baterias é muito dinâmico. Impraticável em estimacão em tempo real.	Corrente, capacidade, eficiência <i>coulomb</i> , taxa de auto descarga, valor inicial de SOC
Método da tensão em circuito aberto	Fácil de implementar, preciso.	Exige um longo período de repouso, não sendo possível a sua aplicação em tempo real. Não funciona bem para certos tipos de baterias.	Tempo de descanso, tensão.
Métodos baseados em modelos de baterias	Não é necessário tempo de repouso nem inicialização de SOC.	Alguns dos métodos são muito complexos. Não funciona bem para todos os tipos de baterias.	Corrente, tensão, modelo da bateria.
Filtro de <i>Kalman</i>	Preciso e dinâmico. Insensível ao ruído e más inicializações de SOC.	Necessita de recorrer a modelos de baterias. No caso destes serem não lineares recorre-se a processos de linearização. Complicado. Necessita de algum esforço computacional.	Tensão, corrente, capacidade, modelo da bateria, valor inicial do SOC, taxa de auto descarga.
Métodos baseados em redes neuronais	Utilização independente do tipo de bateria. Não é necessário um conhecimento detalhado do seu funcionamento.	Necessita de muita informação para os algoritmos de treino.	Corrente, tensão, valor inicial do SOC entre outros.
Métodos baseados em lógica Fuzzy	Pensamento Fuzzy. Pode ser combinado com outros métodos de estimacão.	A complexidade não justifica a precisão adquirida. É necessário conhecimento detalhado do funcionamento da bateria.	Corrente, tensão entre outros.

Tabela 2.4: Tabela comparativa dos vários métodos de estimacão (adaptado de [3])

$$L = \frac{C}{I} \quad (2.6)$$

No entanto, este modelo despreza não idealidades pelo que só é utilizável para baixas taxas de corrente de descarga. Um modelo simples e mais preciso é o dado pela Lei de *Peukert*. Este modelo tem em conta a não linearidade entre o tempo de vida da bateria e a taxa de descarga. De acordo com esta lei o tempo de vida (L) é dado por:

$$L = \frac{a}{I^b} \quad (2.7)$$

Método	Autor	Ano	Erro
Método da tensão em circuito aberto	V.Pop	2006	Máximo 1.2%
Métodos baseados em modelos de baterias	H.W.He	2012	Máximo 4.327 %
EKF	C.Y.Xia	2007	0.7 %
EKF	P.Shi	2006	Máximo <4%
UKF	Q.H.Mao	2010	Máximo <3.85%
Métodos baseados em redes neurais	E.H.Liao	2011	Máximo <4%
Métodos baseados em redes neurais combinado com lógica Fuzzy	K.T. Chao	2004	Médio <1%
Métodos baseados em lógica Fuzzy	J.Wang	2007	Máximo <10%
EKF combinado com um modelo em forma de redes neurais	M. Charkhgard	2010	Médio 3%

Tabela 2.5: Erro de estimação de SOC para diferentes métodos (adaptado de [3])

Em que (a) é uma constante de valor aproximado à capacidade da bateria e (b) um número compreendido entre 1.2 e 1.7 [28, 29]. A Lei de *Peukert* é um modelo empírico, é fácil de configurar e apresenta bons resultados no caso em que a corrente de descarga é constante [10].

2.4.2 Modelos eletroquímicos

Estes modelos descrevem de forma detalhada o comportamento da bateria pelo que são muito precisos [28].

Tal como a designação indica estes baseiam-se nos processos eletroquímicos que ocorrem na bateria. Como exemplo mais comum deste tipo de modelos surge o modelo de Marc Doyle, Thomas F. Fuller e John Newman que descreve a carga e descarga de uma bateria de lítio e/ou iões lítio para um único ciclo. Neste modelo com recurso a informação teórica complexa são derivadas um conjunto de equações diferenciais que, quando resolvidas, fornecem valores de potencial em função do tempo. A elevada complexidade, dificuldade na configuração de parâmetros e longo tempo de simulação faz com que não seja usado em detrimento de outros modelos que tem uma relação precisão complexidade mais elevada. Em geral, os resultados obtidos da simulação deste tipo de modelos são usados em comparações com os resultados obtidos utilizando outros modelos de forma a ser possível testar a sua precisão [10, 28].

2.4.3 Modelos estocásticos

Os modelos estocásticos descrevem as baterias com o maior nível de abstração. A descarga e efeito de recuperação são descritos como processos estocásticos, isto é, com tendo origem em

eventos aleatórios.

Um exemplo de modelo estocástico é o desenvolvido por Carla-Fabiana Chiasserini e Ramesh R.Rao. Neste modelo a bateria é descrita por uma cadeia de *Markov* discreta no tempo, com $N+1$ estados (0 a N) em que N corresponde ao número de unidades de carga disponíveis em uso contínuo. A cadeia está representada na figura 2.9. Como se pode observar a cada instante de tempo uma unidade de carga é consumida com a probabilidade $a_1=q$ ou uma unidade de carga é recuperada com uma probabilidade de $a_0=1-q$. A bateria encontra-se descarregada quando é atingido o estado 0, isto é, quando um número X de unidades de carga foram consumidas. X representa a capacidade teórica da bateria e é maior que N [28].

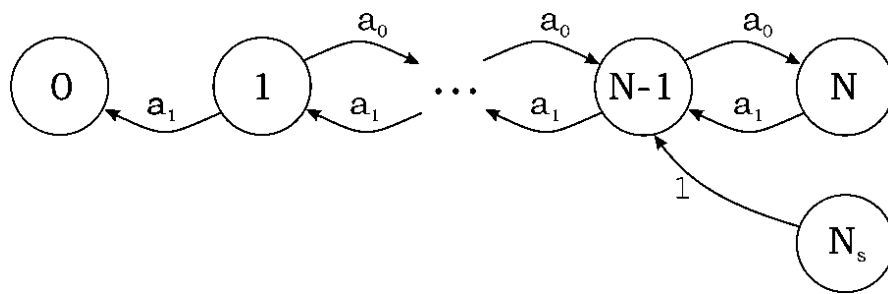


Figura 2.9: Cadeia básica de Markov [28]

Este modelo não tem em conta alguns pormenores tais como, o facto de a fração de recuperação não ser constante durante a descarga e de a corrente variar no tempo. Assim, de forma a aumentar a sua precisão, este foi melhorado originando um segundo modelo que tem igualmente a cadeia de *Markov* como base mas introduz um valor máximo de unidades de carga M ($M \leq N$) de forma a modelar o consumo de energia. Na figura 2.10 podemos observar a cadeia completa *Markov* onde q_i representa a probabilidade de i unidades de carga serem consumidas num intervalo de tempo, $p_i(f)$ a probabilidade de recuperar uma unidade de carga em função das unidades retiradas anteriormente e $r_j(f)$ a probabilidade de não recuperar ou consumir unidades de carga isto é de se manter no mesmo estado [28].

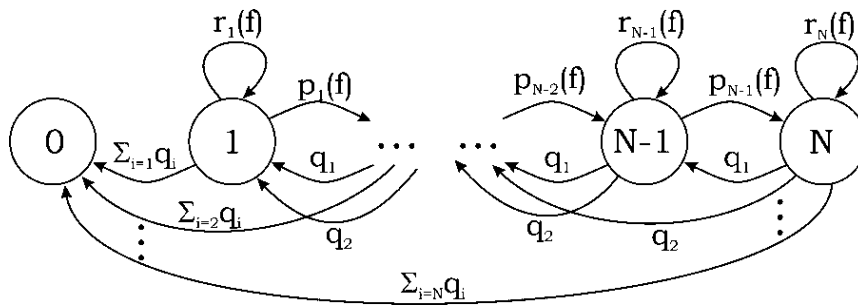


Figura 2.10: Cadeia completa de Markov [28]

Quando comparados, os resultados obtidos através da aplicação deste modelo com os obtidos com o modelo eletroquímico estes, no máximo, apresentam um desvio de 4% com um desvio médio de 1%. Com base nestes resultados pode afirmar-se que os modelos estocásticos dão uma boa descrição qualitativa do comportamento da bateria para cargas pulsadas, no entanto nada se pode afirmar acerca do seu comportamento quantitativo [10, 28].

2.4.4 Modelos analíticos

Os modelos analíticos são abordagens de alto nível. Estes modelos podem ser baseados em simulações de representações de baterias ou então em expressões analíticas, por sua vez baseadas em leis físicas, que descrevam como as condições de carga/descarga afetam o desempenho da bateria.

Dentre os vários modelos analíticos destacam-se o modelo Cinético da bateria (KiBaM), desenvolvido por Manwell e McGowan, e o modelo da difusão, desenvolvido por Daler N. Rakhmatov e Sarma Vrudhula. Ambos os modelos descrevem os efeitos não lineares da bateria através de duas equações diferenciais [10].

2.4.4.1 Modelo Cinético

Este modelo é descrito com base nos processos cinéticos que ocorrem na bateria. No modelo, tal como representado na figura 2.11, a carga C da bateria é distribuída por dois tanques. Um tanque representa carga disponível $(c) \times C$ e o outro a carga restante $(1 - c) \times C$.

A carga movimenta-se do tanque com a carga restante e atravessa uma válvula, com condutância fixa K , até chegar ao tanque com a carga disponível. Este tanque por sua vez vai alimentar o sistema fornecendo-lhe uma corrente $i(t)$. A taxa a que a carga flui de um tanque para o outro depende da diferença das alturas entre os dois tanques. Essa altura é dada por $h_2 = \frac{y_2}{1-c}$ e $h_1 = \frac{y_1}{c}$, em que y_2 e y_1 são as funções que traduzem a carga contida em cada tanque e $c-1$ e c são a fração de carga em cada um.

Na descarga a carga disponível diminui, fazendo aumentar a diferença de altura entre os dois tanques. Se a descarga for interrompida a carga flui de um tanque para o outro até que h_1 e h_2 se igualem. Assim, durante este período de inatividade mais carga fica disponível e a bateria tem aparentemente mais capacidade. Esta propriedade dos tanques modela o efeito de recuperação.

O modelo também tem em conta o efeito de taxa da capacidade uma vez que para uma corrente de descarga mais elevada a carga disponível vai ser drenada mais rapidamente. De igual forma o tempo durante o qual a carga se movimenta entre os dois tanques é mais reduzido. Assim, mais carga é inutilizada e a capacidade efetiva da bateria é menor [10, 28].

A evolução da carga nos tanques pode representar-se através das seguintes equações diferenciais [28]:

$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = -i(t) + k(h_2 - h_1) \\ \frac{dy_2}{dt} = -k(h_2 - h_1) \end{cases} \quad (2.8)$$

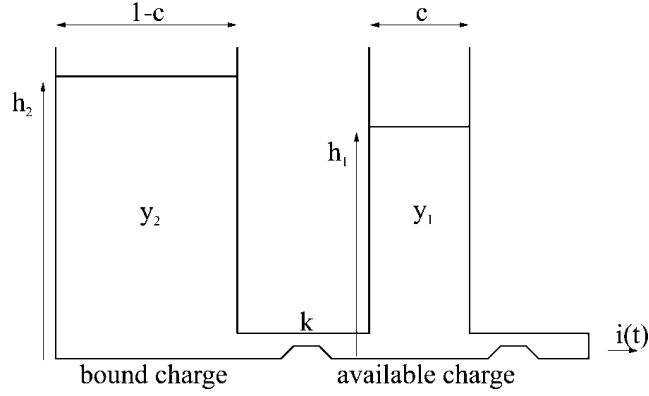


Figura 2.11: Representação do modelo KiBam [28]

Com as condições iniciais $y_1(0) = c.C$ e $y_2(0) = (1 - c).C$. Assumindo descarga a corrente constante ($i(t) = I$) e usando a transformada de Laplace podem resolver-se as equações diferenciais 2.8 [28]. O resultado obtido é o seguinte:

$$\begin{cases} y_1(t) = y_{1,0}e^{-k't} + \frac{(y_{0,k'}c-I)(1-e^{-k't})}{k'} - \frac{I(k't-1)+e^{-k't}}{k'} \\ y_2(t) = y_{2,0}e^{-k't} + y_0(1-c)(1-e^{-k't}) - \frac{I(1-c)(k't-1+e^{-k't})}{k'} \end{cases} \quad (2.9)$$

No sistema obtido $k' = \frac{k}{c(1-c)}$, $y_{1,0}$ e $y_{2,0}$ correspondem às cargas iniciais em cada um dos tanques sendo que $y_0 = y_{1,0} + y_{2,0}$.

2.4.4.2 Modelo de Difusão

Este modelo descreve a evolução da concentração das espécies eletroativas no eletrólito de forma a prever o tempo de vida da bateria sobre uma dada carga. Neste modelo assume-se que os dois elétrodo são idênticos, isto é, uma bateria simétrica com igual comportamento na oxidação e redução. Dado o exposto é considerado apenas um dos elétrodo nas equações [30]. Na figura 2.12 está representado o fenómeno de difusão. Como se pode observar numa primeira fase as espécies estão equitativamente distribuídas (a) na superfície do elétrodo. Quando uma carga é aplicada há uma diminuição de espécies na superfície do elétrodo (b). Como resultado cria-se um gradiente de concentração ao longo do eletrólito. Este gradiente causa por sua vez a difusão. Quando a carga é desligada a concentração de espécies aumenta, efeito de recuperação, e a concentração à superfície será homogeneizada (c). No entanto, a concentração irá ser mais baixa que inicialmente [28, 31].

O mesmo fenómeno pode ser descrito matematicamente recorrendo às leis de Fick [30]. Considerando a difusão unidirecional numa dada região $C(x, t)$ é a concentração de espécies ativas no elétrodo no tempo t e na posição x . Pelo que podemos escrever:

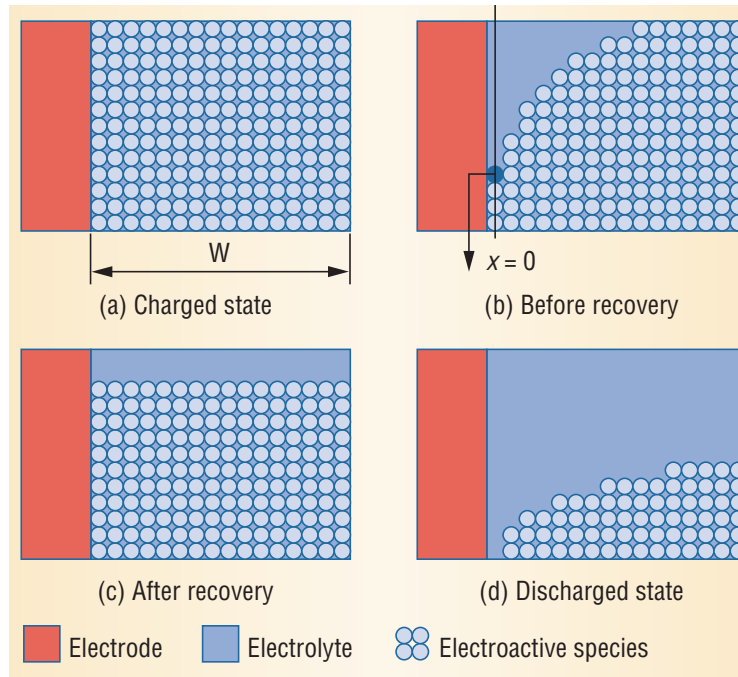


Figura 2.12: Bateria em operação, considerando simetria entre os dois eléctrodos [10]

$$\begin{cases} -J(x,t) = D \frac{\partial C(x,t)}{\partial x} \\ \frac{\partial C(x,t)}{\partial t} = D \frac{\partial^2 C(x,t)}{\partial x^2} \end{cases} \quad (2.10)$$

Onde $J(x,t)$ é o fluxo do material ativo no tempo t e posição x e D é a constante de difusão. De acordo com a Lei de Faraday o fluxo em $x = 0$ (posição inicial) é proporcional à corrente $i(t)$ e o fluxo no final da região $x = w$ considerada é zero. Assim, encontrámos as condições iniciais. Aplicando-as a 2.10 obtemos:

$$\begin{cases} D \frac{\partial C(x,t)}{\partial x} \Big|_{x=0} = \frac{i(t)}{vFA} \\ D \frac{\partial C(x,t)}{\partial x} \Big|_{x=w} = 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

Onde A é a área da superfície do eléctrodo, F vale $96485.31 \text{ Cmol}^{-1}$ (constante de Faraday) e v é o número de electrões envolvidos nas reacções que ocorrem na superfície do eléctrodo. Recorrendo à transformada de Laplace é possível encontrar, para corrente constante, uma solução geral para as equações diferenciais 2.10 tendo em conta as condições fronteira 2.11 que relacionam a carga, o tempo até a falha, e os parâmetros de bateria [30]. Essa solução é expressa em 2.12.

$$\alpha = \int_0^L \frac{i(\tau)}{\sqrt{(L-\tau)}} d\tau + \sum_{m=1}^{\infty} \int_0^L \frac{i(\tau)}{\sqrt{(L-\tau)}} + e^{-\frac{\beta^2 m^2}{L-\tau}} d\tau \quad (2.12)$$

Em que $\alpha = vFA\sqrt{\pi DC}\phi(L)$, $\beta = \frac{w}{\sqrt{D}}$, L o tempo de vida da bateria e m um número maior que 1 [30]. A partir desta solução geral 2.12 pode obter-se a expressão para a perda de carga aparente da bateria [32].

$$\sigma(t) = \int_0^t i(\tau) d\tau + \int_0^t i(\tau) \left(2 \sum_{m=1}^{\infty} e^{-\beta^2 m^2 \times (t-\tau)} \right) d\tau \quad (2.13)$$

No caso concreto $\beta = \frac{\pi\sqrt{D}}{w}$. O primeiro termo da expressão 2.13 é simplesmente a carga real que a bateria perdeu até o tempo t (carga consumida por um dado dispositivo), o segundo termo é claramente positivo e diz respeito à carga não disponível (carga que permanece na bateria sem ser usada). Diz-se que a bateria está vazia quando $\sigma(t)$ é igual à capacidade da bateria 2.13.

As desvantagens deste modelo são o facto de não ter em conta o efeito da temperatura e envelhecimento da bateria. Comparativamente aos modelos estocásticos é computacionalmente mais complexo mas necessita de menos informação para configuração [33]. É ainda importante referir que a partir do mesmo pode ser derivado um modelo eléctrico [1, 31] o que permite a sua implementação em simuladores de circuitos computacional.

2.4.5 Modelos eléctricos

Os modelos eléctricos são os mais intuitivos quando usados em simulações, são modelos concentrados com um número de parâmetros relativamente reduzido. Comparativamente aos outros modelos são os que melhor modelizam as características tensão-corrente. Por estas razões, os engenheiros têm desenvolvido uma grande quantidade de modelos eléctricos ou circuitos equivalentes de baterias [34]. Estes usam resistências, condensadores e fontes de tensão para formar uma rede de circuitos. Tipicamente a tensão em circuito aberto (OCV) é representada por um condensador de elevada capacidade ou uma fonte de tensão ideal, o resto do circuito representa em regra a resistência interna da bateria e os efeitos de relaxamento com a tensão terminal dinâmica [8, 33].

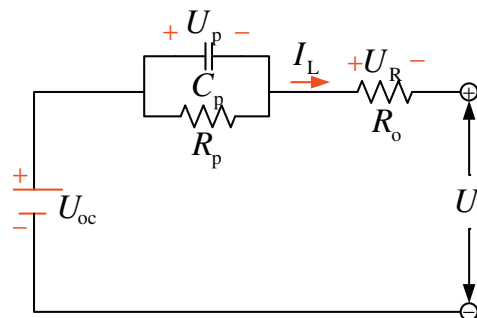


Figura 2.13: Modelo equivalente de Thevenin (adaptado de [33])

Na figura 2.13 encontra-se representado um dos modelos mais utilizados, o modelo equivalente de Thevenin. Este assume que a tensão em circuito aberto é constante e usa uma série de

resistências e a combinação de uma resistência e condensador em paralelo para calcular a resposta para cargas transitórias. A fonte de tensão modeliza o efeito de histerese e o paralelo RC modeliza o efeito de relaxamento. Quanto maior o número de paralelos RC maior é a precisão do sistema ou seja, é obtido um melhor comportamento tensão-corrente da bateria. No entanto, com o aumento do número de paralelos também é aumentada a complexidade. Embora utilizada com frequência esta aproximação não modeliza o estado de carga nem as temperaturas variáveis limitando assim a precisão para prever a resposta DC e o tempo de vida da bateria. Para obter melhores resultados são muitas vezes combinados com outros circuitos elétricos [8,34].

2.5 Conclusões

A partir da análise do conteúdo exposto e atendendo aos objetivos a cumprir é possível definir a abordagem a adotar. Assim, de forma a diminuir o número de baterias, para o mesmo valor final de tensão, e uma vez que estas têm maior densidade de energia, maior energia específica, baixa taxa de auto-descarga e ciclos de vida longos neste trabalho utilizar-se-ão células de bateria de polímeros de lítio.

Importa ainda lembrar que uma das características exigidas para o método de estimação do SOC é a possibilidade de este ser implementado em tempo real. Dos vários métodos de estimação apresentados, e de forma a cumprir as especificações pretendidas, optou-se pelo uso de um método baseado em filtros de *Kalman*, para sistemas não lineares. De facto, a partir da análise comparativa efetuada, verifica-se que este método conduz a estimações com erro reduzido. Por outro lado, o esforço computacional e complexidade exigidos, na sua implementação, não são tão elevados como os associados na utilização de redes neuronais e/ou lógica *fuzzy*. No entanto, o método baseado em filtros de *Kalman* impõe a utilização de um modelo de bateria. Assim, neste caso vai ser utilizado um modelo elétrico, descrito em pormenor no capítulo seguinte, e deduzido a partir do modelo da difusão previamente descrito. Este modelo pretende conjugar a abordagem de alto nível, associada ao modelo da difusão, com o uso intuitivo e boa modelização das características tensão-corrente dadas pelo modelo elétrico.

Capítulo 3

Modelização

Como referido no capítulo 2, um bom modelo da bateria é crucial para obter bons resultados na estimação do SOC. É de interesse que este seja possível de implementar em tempo real e capaz de representar as não linearidades da bateria e as demais características, com um erro reduzido.

No presente capítulo vão descrever-se com mais pormenor as características da bateria de polímeros de lítio, bateria a usar na aplicação.

Após uma introdução teórica vai ser desenvolvido o modelo elétrico a usar na dissertação. De forma a validar o mesmo vão ser reproduzidos testes efetuados com outros modelos. Os resultados desses testes vão ser comparados aos do *Dualfoil*, modelo da difusão, KiBaM e Peukert para as mesmas correntes de descarga.

Após a validação, o modelo elétrico tem de ser parametrizado. Nesse sentido efetuaram-se ensaios práticos a uma célula de polímeros de lítio de forma a recolher dados que permitam essa parametrização. As características da célula usada e o modo como foram elaborados os ensaios encontra-se de igual forma descrito no capítulo. A partir de dados resultantes dos ensaios práticos o circuito é parametrizado.

3.1 Bateria de Polímeros de Lítio

A escolha da bateria para determinada aplicação é normalmente precedida por um número de considerações, incluindo os requisitos da aplicação para potência e energia, as condições do ambiente de utilização e custo da mesma.

Tal como referido no capítulo 2 a bateria de polímeros de lítio é constituída tipicamente por um eléctrodo positivo de metais à base de lítio (usualmente lítio óxidos de cobalto), eléctrodo negativo de carbono cristalizado. O eletrólito, ao contrário do convencional, é sólido e constituído por LiPF₆ e solventes orgânicos.

A densidade de energia e energia específica que estas baterias atingem é mais elevada do que as das baterias de lítio convencionais, com eletrólito líquido. Os demais atributos são semelhantes, isto é, apresentam baixa taxa de auto-descarga, numerosos ciclos de vida (mais do que 1000 ciclos), gama de temperaturas de operação em regra entre os 0°C aos 45°C na carga, e -20°C a 65°C

na descarga (estes valores variam consoante o fabricante e o design da bateria). É ainda característico que sejam seguras no manuseio, apresentem massa e tamanhos reduzidos e operem entre os 2.5 a 4.2 V, três vezes mais tensão comparativamente às baterias NiCd e NiMH. Assim, para obter a mesma tensão, ao utilizar a bateria de polímeros de lítio o número de células necessárias num *pack* é mais reduzido. Esse facto implica uma diminuição no custo tanto do *pack* como dos componentes eletrónicos associados ao seu controlo e proteção [6]. Pelo exposto estas baterias tornam-se muito atrativas tornando a sua utilização desejável em vários tipos de aplicações [6] nomeadamente em VEs.

Apesar de todas as vantagens enunciadas estas baterias têm algumas características especiais às quais tem de se estar atento. Assim, por exemplo, no processo de carga a bateria não tem qualquer controlo químico que a proteja contra sobrecarga pelo que a tensão na bateria não pode exceder um valor de tensão limite (especificado pelo fabricante). A sobrecarga provoca a degradação do eletrólito. Deste modo, são formados produtos insolúveis que bloqueiam os poros dos elétrodos levando à formação de gás. A produção de gás aumenta a pressão na célula e constitui um risco de segurança. A sobrecarga pode ainda comprometer a estabilidade do cátodo.

Na operação de descarga há que atender a que a tensão na bateria não pode ser inferior à tensão mínima de descarga (tensão de *cut-off*). A descarga excessiva pode causar danos permanentes à bateria e acelera o processo de envelhecimento. Do exposto, os processos de carga e descarga destas baterias necessitam de um controlo minucioso e complexo por razões de segurança e para aumentar a longevidade da própria bateria [6].

Sobreaquecer a bateria pode levar a falhas na mesma ou a elevadas perdas de eficiência. O *thermal runaway* é a maior preocupação relativamente às altas temperaturas. Se a bateria gerar mais calor que aquele que pode dissipar pode acontecer *thermal runaway* isto é a célula atinge um aquecimento tal que o aumento da temperatura é irreversível podendo eventualmente levar ao vazamento, ventilação de gás e em casos extremos à explosão ou fogo. Note-se que estas baterias podem perder capacidade permanentemente se submetidas a temperaturas elevadas (65°C) [6].

Capacity fading é um problema causado por baixas temperaturas e que leva a redução da capacidade da bateria depois de alguns ciclos. Embora as baterias de lítio tenham um melhor comportamento este problema continua a existir. As temperaturas elevadas também interferem acelerando a taxa a que a *capacity fading* ocorre. O próprio armazenamento quando feito em condições de elevada temperatura pode causar *capacity fading* [10, 11].

As particularidades da bateria de polímeros de lítio a somar ao facto de o ambiente de funcionamento dos VEs ser agressivo para as mesmas requer que a estimação de SOC seja precisa. Assim, é necessário garantir que o modelo representativo da bateria também o seja.

3.2 Descrição do modelo

Um modelo robusto é essencial para que o método de estimação seja preciso. O modelo que vai ser adotado é derivado do modelo da difusão.

Tal como referido no capítulo 2 o modelo da difusão descreve a natureza química da bateria, ou da célula através de um sistema de equações diferenciais. Assumindo que temos uma célula, na descarga, os elementos ativos fluem de um eléctrodo para o outro para estarem disponíveis para uso e assim permitirem a passagem de corrente. Se for dado um momento de descanso entre descargas, ocorre uma reorganização de carga até esta estar distribuída de forma uniforme.

Este modelo, como já foi visto, considera uma bateria simétrica e é capaz de modelizar o *rate effect* e o *recory effect*. Recorde-se que este é descrito através das equações de Fick, equações 3.1. Sendo que a primeira traduz o fluxo eletro-ativo de espécies à distância x e no tempo t . E a segunda resulta da aplicação da lei da conservação de espécies à primeira equação [28].

$$\begin{cases} -J(x,t) = D \frac{\partial C(x,t)}{\partial x} \\ \frac{\partial C(x,t)}{\partial t} = D \frac{\partial^2 C(x,t)}{\partial x^2} \end{cases} \quad (3.1)$$

Lembrando que a bateria é simétrica apenas se considera, no estudo, metade da mesma. Assim, aplicando a lei de Faraday sabe-se que à superfície do eléctrodo ($x=0$) a concentração vai ter um valor proporcional a $i(t)$, corrente pedida à célula. Uma vez que no outro extremo ($x=w$) as condições são *flat* o fluxo é nulo. O resultado desta análise define as condições fronteira. Assim, a equação 3.1 pode ser reescrita [28] como

$$\begin{cases} D \frac{\partial C(x,t)}{\partial x} |_{x=0} = \frac{i(t)}{vFA} \\ D \frac{\partial C(x,t)}{\partial x} |_{x=w} = 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

Em que v é o número de eletrões envolvidos, F a constante de Faraday e A a área do eléctrodo. De forma a tornar o modelo adimensional o sistema de equações vai ser normalizado. Considerando $x' = \frac{x}{w}$ pode reescrever-se 3.2 [28, 35].

$$\begin{cases} \frac{D}{w} \frac{\partial C(x',t)}{\partial x'} |_{x'=0} = \frac{i(t)}{vFA} \\ \frac{D}{w} \frac{\partial C(x',t)}{\partial x'} |_{x'=1} = 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

O sistema de equações está escrito em função da concentração de espécies. Do ponto de vista de engenharia eletrotécnica é de interesse transformar essas concentrações em cargas (h) sendo que $h(x',t) = C(x',t)vFA$. Pelo que se obtêm as equações:

3.4.

$$\begin{cases} -J(x,t)vFA = \frac{D}{w} \frac{\partial h(x',t)}{\partial x'} \\ \frac{\partial h(x',t)}{\partial t} = \frac{D}{w^2} \frac{\partial^2 h(x',t)}{\partial x'^2} \end{cases} \quad (3.4)$$

Da aplicação das condições fronteira resulta:

$$\begin{cases} \frac{D}{w} \frac{\partial h(x',t)}{\partial x'} \big|_{x'=0} = i(t) \\ \frac{D}{w} \frac{\partial h(x',t)}{\partial x'} \big|_{x'=1} = 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

O próximo passo consiste em discretizar o modelo (em x'). Esta discretização consiste, teoricamente, na divisão do eletrólito em n partes.

O passo ou tamanho dessas divisões é dado por $\alpha = 1/n$. A carga em cada divisão " i " é definida como h_i . Aplicando o método das diferenças finitas e usando para discretização da segunda derivada no espaço a equação 3.6 [28,35].

$$\frac{\partial^2 h}{\partial x^2} = \frac{h(x + \alpha) - 2h(x) + h(x - \alpha)}{\alpha^2} \quad (3.6)$$

Pode obter-se uma solução para cada uma das divisões do domínio espacial, " i ". Note-se que $h_i(t)$ representa a carga em $x'=xi$. Assim em $x'=0$ ($x=0$) temos $h(0,t)$ (o primeiro extremo) e $h_1(t)$ representa a carga $h(1,t)$ (o extremo final) ou seja em $x'=1$ ($x=w$). Aplicando as condições fronteira ao sistema resultante da discretização obtém-se o sistema de equações 3.7.

$$\begin{cases} \frac{\partial h_1}{\partial t} = \frac{1}{\alpha} \left(\frac{D}{\alpha w^2} (h_2 - h_1) - i(t) \right) \\ \frac{\partial h_2}{\partial t} = \frac{1}{\alpha} \left(\frac{D}{\alpha w^2} (h_3 - h_2) - (h_2 - h_1) \right) \\ \dots \\ \frac{\partial h_{n-1}}{\partial t} = \frac{1}{\alpha} \left(\frac{D}{\alpha w^2} (h_n - h_{n-1}) - (h_{n-1} - h_{n-2}) \right) \\ \frac{\partial h_n}{\partial t} = \frac{1}{\alpha} \left(-\frac{D}{\alpha w^2} (h_n - h_{n-1}) \right) \end{cases} \quad (3.7)$$

Da aplicação do método das diferenças finitas, e da análise ao sistema de equações apresentado, pode estabelecer-se uma analogia elétrica [31, 35] associando a carga a uma tensão $V_n(t) = h_n(t)$ e fazendo $\frac{D}{\alpha^2 w^2} = \frac{1}{RC}$ vem:

$$\begin{cases} C_1 \frac{\partial V_1}{\partial t} = \frac{1}{R} (V_2 - V_1) - i(t) \\ C_2 \frac{\partial V_2}{\partial t} = -\frac{1}{R} (V_3 - V_2) - (V_2 - V_1) \\ \dots \\ C_{n-1} \frac{\partial V_{n-1}}{\partial t} = -\frac{1}{R} (V_n - V_{n-1}) - (V_{n-1} - V_{n-2}) \\ C_n \frac{\partial V_n}{\partial t} = -\frac{1}{R} (V_n - V_{n-1}) \end{cases} \quad (3.8)$$

Do exposto depreende-se que o sistema de equações 3.8 dá origem a um conjunto de malhas RC como a representada na figura 3.1. O número de nós vai ser dado por n .

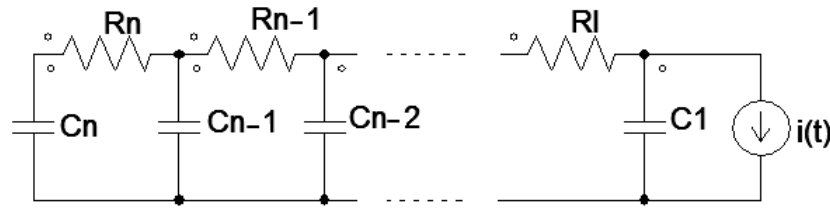


Figura 3.1: Conjunto de malhas RC

$$\begin{cases} C_1 \frac{\partial V_1}{\partial t} = \frac{1}{R_l} (V_2 - V_1) - i(t) \\ C_2 \frac{\partial V_2}{\partial t} = -\frac{1}{R_l} (V_2 - V_1) \end{cases} \quad (3.9)$$

No desenvolvimento da dissertação vai truncar-se a aproximação a dois elementos. Deste modo as equações que descrevem o modelo são expressas por 3.9 e este se encontra representado na figura 3.2.

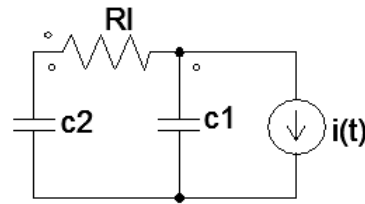


Figura 3.2: Malha RC

O modelo elétrico da figura 3.2 permite obter o valor do SOC do sistema (em V_1). Para obter a tensão terminal da bateria acrescenta-se um modelo elétrico constituído por uma fonte de tensão que é função do SOC, $V_{oc} = f(SOC)$, e uma resistência que modeliza a resistência interna da bateria. Assim, o circuito elétrico a usar será o representado na figura 3.3.

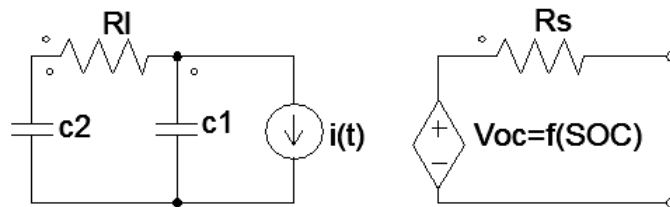


Figura 3.3: Circuito completo

Note-se que o SOC estimado pelo modelo elétrico diz respeito à percentagem de carga disponível na célula, representada pela tensão na capacidade c1. Ou seja, a definição de SOC no caso

desta dissertação e do modelo adotado difere da definição mais usual de SOC adotada, por exemplo, no método *Coulomb Counting* onde o SOC diz respeito à percentagem de carga total restante na célula.

É ainda importante referir que o modelo elétrico representado na figura 3.2 é derivado de um modelo físico. Assim, a estimação efetuada é mais robusta e precisa que a de um modelo elétrico puro visto que estes são deduzidos por inspeção.

Para terminar, é interessante verificar que o mesmo modelo elétrico, truncado a dois elementos, pode ser intuitivamente deduzido a partir do modelo KiBaM. Esta analogia é justificada pelo facto de tanto o modelo da difusão como o modelo KiBaM tratarem os mesmos parâmetros (embora de forma diferente). Sendo que a bibliografia afirma que o modelo da difusão é a versão contínua do modelo KiBaM [28].

Muito sucintamente vai ser demonstrada essa semelhança. Como foi visto, no capítulo 2 o modelo KiBaM pode ser representado por dois tanques ligados por uma válvula. A válvula permite uma reorganização do nível dos dois tanques, enquanto está a ser retirada carga do segundo tanque, este comportamento é muito semelhante ao que acontece numa bateria real [28]. O estado de carga do sistema pode ser obtido diretamente a partir do nível dos tanques. O KiBaM pode ser descrito pelas equações diferenciais 3.10

$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = -i(t) + k(h_2 - h_1) \\ \frac{dy_2}{dt} = -k(h_2 - h_1) \end{cases} \quad (3.10)$$

Em que h_1 e h_2 representam as alturas no tanque 1 e 2, respetivamente, sendo que $h_2 = \frac{y_2}{1-c}$ e $h_1 = \frac{y_1}{c}$, em que y_2 e y_1 são as funções que traduzem a carga disponível em cada tanque e $c-1$ e c são a fração de carga em cada um.

Através da análise do sistema de equações diferenciais que descrevem o sistema verifica-se uma analogia com circuitos elétricos, pelo que se pode converter o mesmo considerando ambos os tanques condensadores e a válvula uma resistência de ligação. Ou seja, o circuito elétrico representado na figura 3.2, anteriormente deduzido a partir do modelo da difusão truncado a 2 elementos.

3.3 Heurística de Arrefecimento Simulado

O modelo deduzido, representado na figura 3.2, vai ser parametrizado recorrendo a um algoritmo baseado na heurística de arrefecimento simulado (SA).

O conceito de arrefecimento simulado está intimamente ligado à termodinâmica e metalurgia, sendo que traduz o processo de aquecimento de um sólido seguido do seu arrefecimento lento resultando na sua cristalização. Os átomos deste material têm mais energia a altas temperaturas e são assim dotados de uma maior liberdade de reestruturação. Quando a temperatura é reduzida lentamente a energia desses átomos diminui até ser conseguido um estado mínimo. Analogamente os algoritmos de otimização usando arrefecimento simulado começam a uma temperatura muito elevada, isto é, autorizam valores de entrada com uma grande variação. À medida que o algoritmo

progride a temperatura vai baixando lentamente limitando a variação das entradas. Assim é gerada pelo algoritmo uma solução melhor, tal como no caso do metal atinge uma melhor estrutura cristalina.

O arrefecimento simulado pode gerar um mínimo de uma função objetivo sendo expectável que encontre as entradas que produzem esse mesmo valor mínimo. À medida que a "temperatura diminui" são geradas e aceites novas soluções com menor erro. No entanto, este algoritmo consegue evitar ficar preso a mínimos locais uma vez que aceita soluções piores atendendo às regras de soluções candidatas [36]. O funcionamento do algoritmo, anteriormente descrito, é esquematicamente representado na figura 3.4.

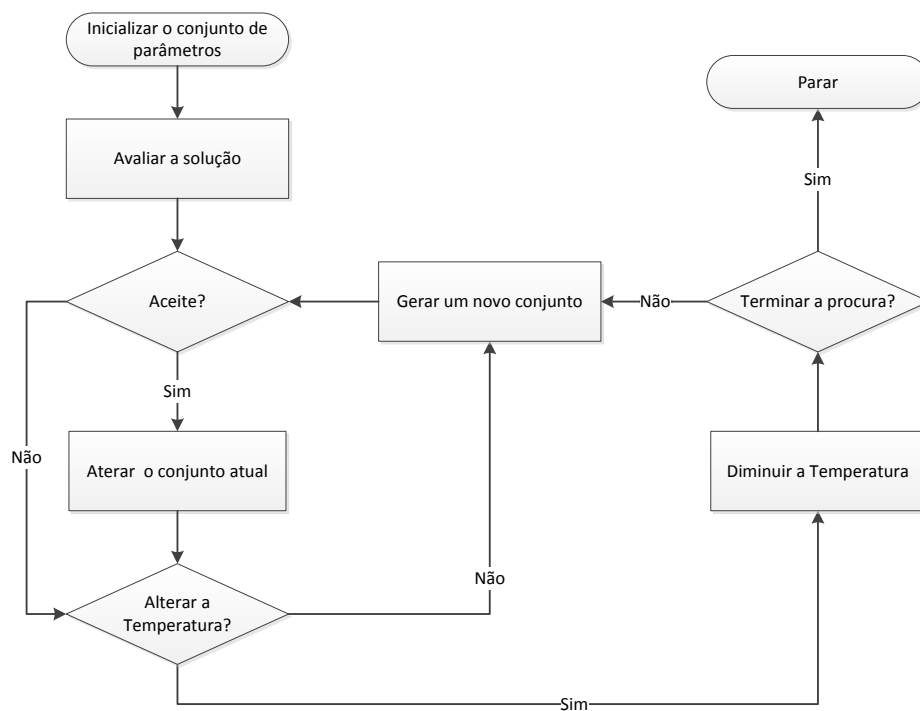


Figura 3.4: Representação do funcionamento do algoritmo de Arrefecimento Simulado (adaptado de [36])

Os algoritmos de arrefecimento simulado, como em todas as técnicas iterativas, requerem uma inicialização. O algoritmo usado nesta dissertação, desenvolvido e descrito detalhadamente em [1], vai numa primeira fase gerar uma inicialização para os condensadores, c_1 e c_2 e para a resistência de ligação, R_l , dentro de uma gama admissível para a bateria em utilização. A partir desta inicialização vai ser aplicado o algoritmo de arrefecimento simulado propriamente dito que usa um mecanismo de perturbação que permite explorar a vizinhança da solução inicial tendo como objetivo a procura de uma solução concorrente. A nova solução vai ser aceite se cumprir dada função objetivo, no caso a minimização do erro médio relativo do tempo de descarga. O processo vai repetir-se até ser atingido um erro estipulado pelo utilizador ou até se atingir um número de iterações máximas também estipuladas. No último caso a solução fornecida vai ser a

solução encontrada que apresente menor erro.

Para gerar a inicialização e em seguida realizar a procura de parâmetros o algoritmo necessita de dados. Assim, como entradas vai receber:

- Capacidade nominal da bateria.
- Valor da corrente de descarga e tempo de descarga para a mesma corrente.
- Erro médio relativo que a estimação pode admitir.
- Número máximo de iterações.

3.4 Validação do modelo elétrico

Tendo como objetivo validar o modelo elétrico e comparar o seu desempenho com o de outros modelos foram reproduzidos os testes de [28, 37]. A bateria considerada nos mesmos tem uma capacidade de 0,585 Ah. Assim, vai recorrer-se à heurística descrita para gerar parametrizações. Como entradas o algoritmo vai receber a capacidade considerada e os dados dos testes do *Dualfoil*.

As correntes de descarga a usar nos testes podem ser classificadas como baixas, médias e altas. De forma a otimizar o modelo foi feita a parametrização para cada conjunto de correntes. Na tabela 3.1 estão representados os dados usados na heurística e os resultados da parametrização [1, 28, 37]. Os parâmetros encontrados vão ser usados no modelo elétrico desenvolvido em PSIM. A partir da simulação do modelo, em PSIM, vai ser calculado o tempo de descarga para o modelo adotado.

		Resultados da Parametrização			
Corrente de teste (mA)	<i>Dualfoil</i> (min)	Capacidade c1 (F)	Capacidade c2 (F)	Resistência de ligação R_l (Ω)	
Baixas	3	0.102	0.898	1164.8	
	108.3				
	204.5				
Médias	222.7	0.103	0.897	1421.9	
	265.6				
	300				
Altas	425.6	0.101	0.899	2201.5	
	494.7				
	628.0				

Tabela 3.1: Correntes de descarga e tempos de referência (*Dualfoil*) e resultados da parametrização

A tabela 3.2 apresenta valores retirados de [28, 37] referentes aos tempos de descarga do *Dualfoil*, modelo KiBaM, modelo da difusão e modelo de Peukert, para as correntes consideradas. São ainda apresentados os valores resultantes da simulação do modelo adotado. De forma a facilitar a sua comparação são calculados os erros relativos dos modelos em relação aos valores de referência (*Dualfoil*).

Por análise aos resultados podemos verificar que os tempos de descarga calculados a partir da simulação do modelo adotado são coerentes com os tempos do *Dualfoil*. Os mesmos, quando

comparados com os tempos dos outros modelos permitem verificar que o modelo elétrico conduz a bons resultados. Quantitativamente a sua aplicação traduz-se numa diminuição do erro médio relativo e do erro máximo.

Corrente de teste (mA)		Dualfoil (min)	Difusão		KiBaM		Peukert		Modelo adotado	
			TD(min)	ER (%)	TD(min)	ER (%)	TD(min)	ER (%)	TD(min)	ER (%)
Baixas	3	12285	13417	9.21	13417	9.21	12288	0.02	11685	4.88
	108.3	317.2	331.4	4.48	331.4	4.48	321.3	1.29	308.5	2.74
	204.5	156.0	156.0	0	156.0	0	156.0	0	156.0	0
Médias	222.7	140.9	139.9	0.71	139.9	0.71	154.5	9.65	138.55	1.67
	265.6	113.1	110.6	2.21	110.6	2.21	129.1	14.14	113.04	0.053
	300	96.0	93.2	2.91	93.1	3.02	114.1	18.85	97.93	2.01
Altas	425.6	54.6	53.9	1.28	53.5	2.01	80.0	46.52	52.83	3.24
	494.7	41.3	41.4	0.24	40.5	1.94	68.6	66.10	41.3	0
	628.0	26	26.6	2.31	24.9	4.23	53.9	107.30	26.25	0.96
Erro médio relativo (%)			2.59		3.09		29.32		1.73	
Erro máximo (%)			9.21		9.21		107.30		4.88	

Tabela 3.2: Comparação entre os valores de referência do tempo de descarga e valores resultantes da aplicação do modelo de difusão, KiBaM, Peukert e modelo adotado, correntes de descarga contínuas

3.5 Ensaios práticos à bateria

O modelo elétrico apresentado produz resultados coerentes, como demonstrado na secção anterior. Assim, no sentido de obter dados para o parametrizar, tendo em conta as características da bateria a utilizar, é necessário fazer ensaios práticos à mesma. Esses dados também vão ser necessários, no futuro, como valores de entrada do algoritmo de estimação. Os ensaios práticos foram realizados a uma célula de polímeros de lítio fabricada pela *General Electronics Battery* (GEB).

Algumas das características da célula, especificadas na *datasheet*, são reproduzidas na tabela 3.3. Esta informação vai ser necessária na elaboração dos ensaios e deve ser respeitada de forma a não danificar a célula ou comprometer os dados adquiridos.

Parâmetro	Valor Nominal	Observações
Modelo	10059156SH5	
Capacidade Típica	11000mAh	Descarga a 1C, tensão de <i>cutt-off</i> 3V
Capacidade Mínima	10500mAh	
Tensão Nominal	3.7V	Tensão média, descarga a 1C
Condições de carga (<i>standard</i>)	1C(11000mA), 4.2V(CC.Cv), 50mA	O tempo total de carregamento vai ser inferior a 2.5horas
Máxima corrente de Carga	1C(11000mA)	
Máxima tensão de Carga	4.2V	
Máxima corrente de Descarga	5C(50mA)	Com corrente contínua
Tensão de <i>cut-off</i>	3V	
Gama de temperaturas na Carga	0 a 45°C	Com um máximo de 90% de humidade relativa
Gama de temperaturas na Descarga	-20 a 60°C	

Tabela 3.3: Especificação da célula de polímeros de lítio

3.5.1 Hardware e Software

O procedimento dos ensaios é iniciado com o carregamento da célula respeitando as condições de carga estipuladas pelo fabricante.

Também é necessário o uso uma carga eletrónica programável, dispositivo que permite a descarga controlada de uma bateria à medida que adquire e guarda os dados de teste, num intervalo de tempo estipulado pelo utilizador. As especificações da carga eletrónica usada estão definidas na tabela 3.4. Mais uma vez as características da bateria disponibilizada para os ensaios estão representadas na tabela 3.3.

Marca	B& K Precisão
Modelo	8510
Potência (W)	600
Tensão de entrada(V)	0-120
Corrente de entrada (A)	0-120
Modos de funcionamento	Tensão Constante, Corrente Constante, Potência Constante, Resistência constante, Teste de Baterias

Tabela 3.4: Características da carga eletrónica usada

A programação dos ensaios a realizar e o armazenamento de dados foi feito a partir da função de testes de bateria do programa PV8500. Este exige a ligação do computador à carga eletrónica de forma a possibilitar a troca de dados.

3.5.2 Perfil de corrente usado nos ensaios

Foram realizados testes com dois tipos de perfil de corrente. Corrente contínua e corrente pulsada. Os objetivos e procedimento dos ensaios para cada teste encontram-se definidos de forma sumária na tabela 3.5. Em ambos após a tensão de *cut-off* ser atingida a carga eletrónica dá por terminada a descarga.

Ao longo do processo de descarga são recolhidos os dados referentes ao tempo em que a bateria descarrega, corrente de descarga, tensão aos terminais e carga retirada. Os valores resultantes dos teste efetuados vão ser apresentados ao longo da dissertação no contexto concreto da sua utilização.

3.5.3 Parametrização do modelo para a bateria a usar

Na posse dos dados relativos aos ensaios práticos é possível parametrizar o modelo elétrico. O algoritmo vai receber como entrada a capacidade nominal da bateria a ensaiar, no caso 11Ah, tempos de descarga e respetiva corrente de descarga, dados obtidos de ensaios em corrente contínua. Recebe ainda o erro médio relativo que a estimação pode admitir relativamente aos tempos

Perfil de Corrente	Procedimento	Objetivo
Corrente constante	A carga eletrónica foi programada para descarregar a bateria até ser atingida a tensão de <i>cut-off</i> .	Feitos com o intuito de retirar dados necessários ao dimensionamento do modelo e também dados para a validação do processo de parametrização aplicado e do método de estimação.
Corrente pulsada	A carga eletrónica foi programada para descarregar com corrente pulsada, que varia em intensidade entre um valor máximo e zero, com um <i>duty cycle</i> pré-definido. O ensaio termina assim que a tensão de <i>cut-off</i> é atingida.	Utilização em testes e validação do método de estimação.

Tabela 3.5: Objetivos e procedimentos dos ensaios consoante o perfil de corrente

de descarga e um número máximo de iterações. O algoritmo vai procurar uma solução que reduza o erro de estimação relativamente aos testes introduzidos.

Na tabela 3.6 encontram-se representados os dados dos ensaios que foram usados no algoritmo de arrefecimento simulado sendo que foi imposto um erro médio relativo de 3%. No caso foram usado 4 ensaios, mas este número pode variar. Os valores dos parâmetros que resultaram com a implementação da heurística estão representados na tabela 3.7.

Corrente média (A)	Carga retirada (Ah)	Tempo de Descarga do ensaio prático (s)
2.170	10.97	18312
6.586	10.36	5783
10.991	10.71	3432
14.990	9.20	2274

Tabela 3.6: Resultados de ensaios à bateria para corrente contínua

De forma a verificar a correção da parametrização foi simulado, em PSIM, o circuito representado na figura 3.2 sendo que as capacidades e resistência de ligação são inicializadas com os valores constantes na tabela 3.7 e as tensões iniciais nos condensadores vão tomar o valor de $11 \times 3600 \text{ V}$ (assume-se que a bateria está completamente carregada). As condições de descarga e as características do ensaio realizado no PSIM são as mesmas que foram utilizadas na parametrização e descritas na tabela 3.6.

Capacidade c_1 (F)	Capacidade c_2 (F)	Resistência de ligação R_l (Ω)
0.2017	0.7983	360

Tabela 3.7: Resultados de ensaios à bateria para corrente contínua

Relativamente ao modelo adotado importa saber em que instante a tensão em V_1 , que diz respeito ao condensador que tem a carga disponível para utilização, é igual a 0V. Esse instante

corresponde ao tempo de descarga da bateria. Os resultados obtidos na simulação no instante em $V_1 = 0V$ encontram-se representados na tabela 3.8. Como se pode observar os valores encontrados são coerentes com os obtidos nos ensaios práticos. De forma a melhor visualizar essa coerência foi calculado o erro relativo do tempo de descarga entre os valores da simulação e os valores de ensaio, definidos na tabela 3.6. O erro relativo máximo entre os resultados do modelo e do ensaio é 6% e o erro médio relativo 2.36% que é inferior ao erro imposto na heurística.

Corrente média (A)	Tempo de Descarga (s)	Erro relativo (%)
2.170	18019	1.6
6.586	5783	0
10.991	3373	1.7
14.990	2274	6

Tabela 3.8: Resultados das simulações em PSIM para cada corrente contínua e erro relativo dos tempos de descarga

3.6 Conclusões

Embora uma boa estimação de SOC seja essencial, em todas as baterias, as características especiais da bateria de polímeros de lítio fazem com que a importância seja acrescida. Assim, o modelo de baterias a usar tem de ser o mais preciso possível.

O modelo desenvolvido é um modelo elétrico derivado do modelo da difusão. O facto de este ser derivado de um modelo físico garante, *a priori*, que este seja mais preciso que os modelos elétricos puros deduzidos por inspeção.

De forma a poder tirar conclusões relativas ao funcionamento do modelo elétrico comparativamente a outros modelos foram reproduzidos os testes [28, 37] com o referido modelo. Da análise dos resultados foi possível concluir que o modelo elétrico conduz a resultados coerentes e com erros médios e máximos inferiores ao dos outros modelos (no caso modelo KiBaM, difusão e Peukert).

Depois de validado o modelo sabendo que o seu funcionamento requer uma boa parametrização, foram desenvolvidos ensaios laboratoriais de forma a obter dados que em seguida foram usados num algoritmo baseado em arrefecimento simulado. Este algoritmo fornece, com dado erro, os parâmetros necessários à inicialização do modelo elétrico derivado.

Para confirmar a parametrização foram reproduzidos em PSIM ensaios em corrente contínua sendo que o erro médio relativo dos valores dos tempos de descarga do PSIM em relação aos valores de ensaio foi de 2.36%.

Como verificado o modelo adotado conduz a erros menores comparativamente aos modelos da difusão, KiBaM e Peukert. Com a aplicação futura do EKF prevê-se a diminuição deste erro inicial.

Capítulo 4

Estimação do Estado de Carga

Dado o regime de funcionamento associado aos VEs, com percursos de tipo muito variado, impõe-se que o BMS realize uma correta estimação do SOC. De facto uma correta estimação é muito importante uma vez que vai ter como resultado uma melhoria na robustez e eficiência da bateria e consequentemente no aumento do seu tempo de vida. Por outro lado, como foi já referido é impossível medir diretamente o estado de carga mas a sua estimação é possível.

Assim, este capítulo apresenta um exemplo de aplicação de um KF, baseado em [5], tendo como objetivo mostrar que este é um estimador ótimo. Dado que o modelo adotado tem, no nosso caso, um conjunto de equações não lineares aproveita-se para introduzir a teoria relativa a EKF. Este método, baseado em KF, permite a linearização das equações em torno de cada ponto de funcionamento seguida da aplicação do filtro clássico.

De forma a comprovar a convergência e resultados do método é necessário parametrizar e inicializar algumas variáveis relativas ao modelo elétrico e ao *design* do próprio filtro. Após efetuar a parametrização e inicialização o algoritmo pode ser testado. Para concluir o capítulo são apresentados os resultados obtidos, a partir dos testes efetuados, para diferentes perfis de corrente.

4.1 Aplicação do Filtro de *Kalman*

Tal como referido no capítulo 2 existem vários métodos para a estimação do SOC. O KF é um método recorrente de estimação sendo possível a sua utilização na estimação do SOC de baterias.

Este é um método ótimo de estimação para sistemas lineares. De forma a ilustrar os conceitos apresentados, relativos a KF, vai proceder-se à sua aplicação tendo como base o modelo de baterias e conjunto de equações lineares apresentado em [5] e reproduzido na figura 4.1.

O primeiro passo é descrever o circuito com uma formulação de espaço de estados. Assim, para este circuito podemos escrever as equações 4.1 e 4.2:

$$v_c(t) = -\frac{1}{R_2 C} v_c(t) - \frac{1}{C} i(t) + \frac{1}{C} w(t) \quad (4.1)$$

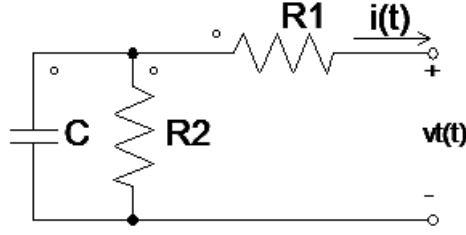


Figura 4.1: Circuito linear representativo da bateria

$$v_t(t) = v_c(t) - R_1 i(t) + v(t) \quad (4.2)$$

Nestas $v_c(t)$ é a tensão aos terminais do condensador em função do tempo, $i(t)$ é a corrente de excitação do circuito (input do KF), e $v_t(t)$ a tensão de saída em função do tempo. O circuito, como referido, pretende representar um modelo linear de uma bateria. Deste modo, C representa a capacidade da célula de bateria (em Ah), R_2 representa a resistência responsável pela auto-descarga (na ordem dos $M\Omega$) e R_1 representa a resistência interna (na ordem dos $m\Omega$). Os sinais $w(t)$ e $v(t)$ representam o ruído do sistema e o ruído do sensor, respetivamente. De acordo com a teoria associada ao KF ambos são assumidos como sendo ruído branco gaussiano.

O modelo apresentado tem de ser discretizado. Para tal recorre-se à utilização de técnicas standard [38].

Assumindo um passo, $t = KT$ o modelo de espaço de estados é discretizado sendo as matrizes A_k , B_k , C_k , D_k calculadas a partir das matrizes do modelo contínuo usando as expressões 4.3, 4.4, 4.5 e 4.6 [38].

$$\hat{A}_k = e^{TA} \quad (4.3)$$

$$\hat{B}_k = \int_0^T e^{\tau A} d\tau B \quad (4.4)$$

$$\hat{C}_k = C \quad (4.5)$$

$$\hat{D}_k = D \quad (4.6)$$

Com aplicação desta técnica às equações 4.1 e 4.2 obtemos o modelo de espaço de estados discretizado apresentado nas equações 4.7 4.8. No modelo k representa o intervalo temporal em que é medida ou calculada cada variável.

$$v_{c,k+1} = \underbrace{e^{-\frac{T}{R_2 C}}}_{A_k} v_{c,k} - \underbrace{R_2(1 - e^{-\frac{T}{R_2 C}})}_{B_k} i_k + w_k \quad (4.7)$$

$$v_{t,k} = \underbrace{1}_{C_k} v_{c,k} - \underbrace{R_1}_{D_k} i_k + v_k \quad (4.8)$$

A partir destas equações e dos parâmetros de simulação apresentados na tabela 4.1 desenvolveu-se um algoritmo em Matlab para simular o modelo. O funcionamento do KF, para o modelo, pode ser observado no diagrama de blocos da figura 4.2. Como referido no capítulo 2 em cada iteração o filtro prevê o valor do estado presente ($v_{c,k+1}^-$) da saída. Em seguida é calculado o ganho de *Kalman* e através deste e do valor de saída medido é corrigida a estimação ($v_{c,k+1}^+$).

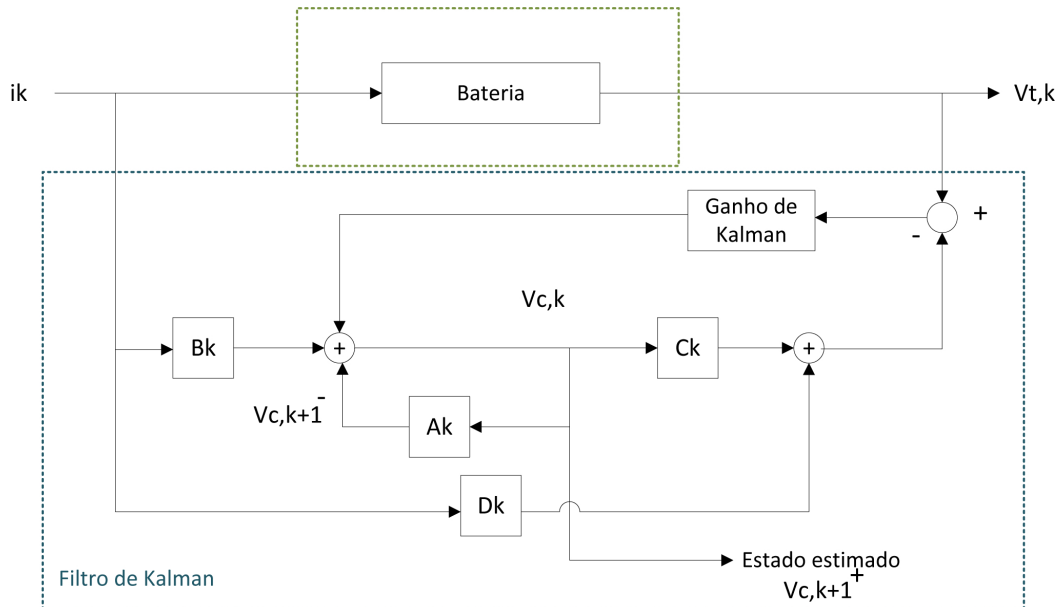


Figura 4.2: Diagrama de blocos ilustrativo do funcionamento do filtro de *Kalman* para o sistema considerado

O sensor associado à entrada assume-se com ruído branco gaussiano, bem como os ruídos do sistema. Estes são inicializados com variância σ_i, σ_w e σ_v respetivamente. Estas inicializações não são em sistemas lineares críticas. De facto podemos verificar, na figura 4.3, através da comparação da tensão real no condensador e da tensão estimada, que o KF converge, rapidamente, para valores próximos do valor real.

Na figura 4.4 pode observar-se a evolução da incerteza do KF ao longo do tempo. Note-se que a previsão (antes das medições) tem sempre valores numéricos mais elevados relativamente à estimação (depois das correções introduzidas). Verifica-se ainda que em ambos os casos é atingido rapidamente o *steady-state*. Este comportamento é comum em sistemas lineares.

Variáveis	Valores
$T(s)$	1
$R_1(m\Omega)$	10
$R_2(M\Omega)$	10
$C(kF)$	1
$\sigma_i (A^2)$	1
$\sigma_w (A^2)$	0.01
$\sigma_v (V^2)$	0.1
$v_{c,0} (V)$	3.9
$v_{c,0}^+ (V)$	2.5
$P (V^2)$	0.0

Tabela 4.1: Parâmetros de simulação [5]

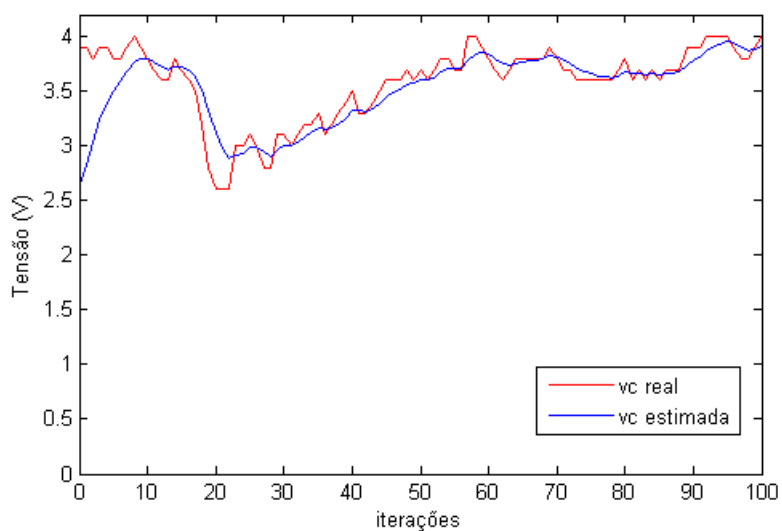


Figura 4.3: Comparação entre valores da tensão de saída real e estimada

Na figura 4.5 compara-se a corrente na célula com o erro do sensor de corrente. Verifica-se que o erro do sensor de corrente não é muito significativo tendo em conta a corrente na célula. Na figura 4.6 pode observar-se que o erro do sensor, v_k , pelo contrário é bastante significativo. Tal como se pode verificar através da análise desta figura o KF resolve um problema não trivial. Note-se que, apesar de o sensor ser bastante ruidoso este consegue uma boa estimação da tensão no condensador.

4.2 Filtro de *Kalman* Estendido

Como exposto na secção 4.1 o KF é um método ótimo de estimação de parâmetros em sistemas lineares. No entanto, o circuito descritivo da bateria a usar dá origem a um conjunto de equações não lineares. Assim, de forma a poder aplicar o KF é necessária a linearização em torno de

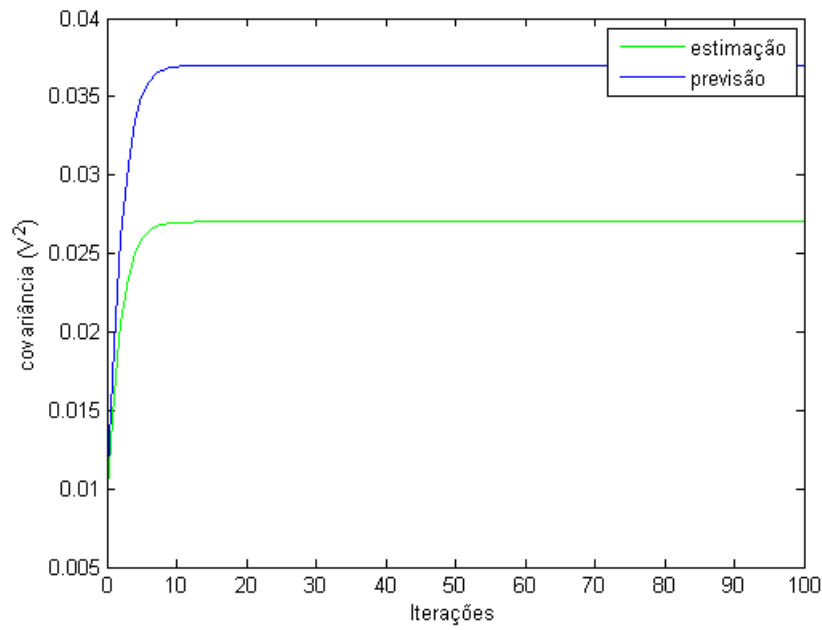


Figura 4.4: Comparação entre valores do erro previsto e estimado

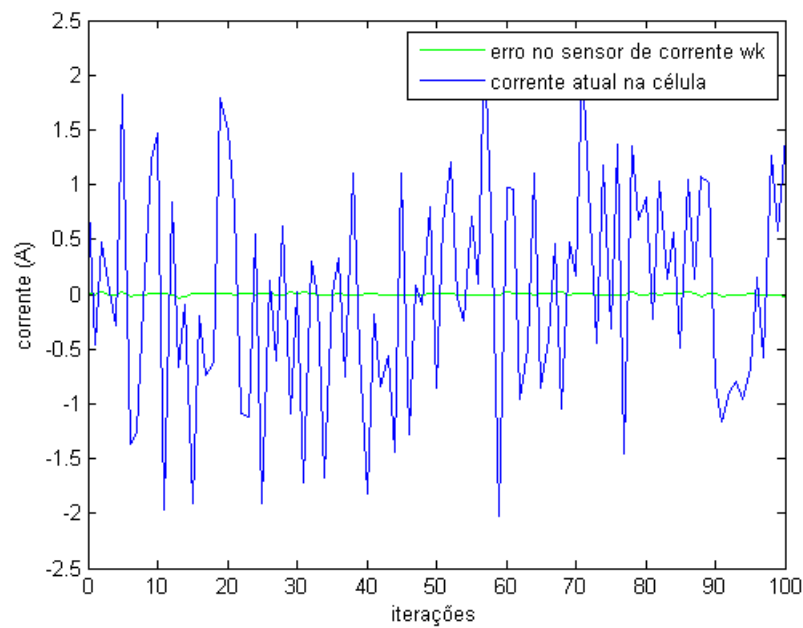


Figura 4.5: Comparação entre a corrente na célula e o erro do sensor

um ponto de funcionamento. Este processo transforma o sistema não linear num sistema linear variante do tempo (LTV) [5]. No caso concreto utilizar-se-á o filtro de *Kalman* estendido (EKF). Este é preferível, neste caso, face a um UKF, uma vez que o sistema é ligeiramente não-linear e

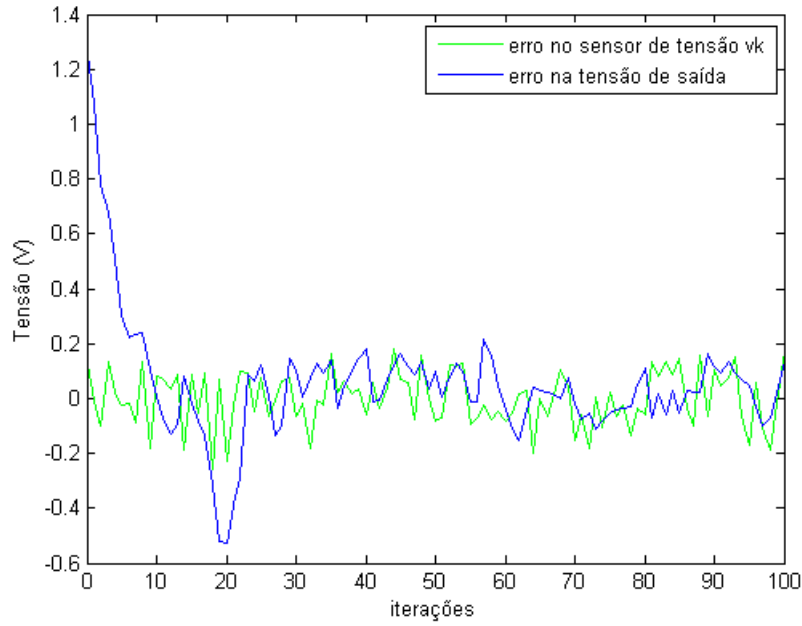


Figura 4.6: Comparação entre o erro estimado da tensão e o erro do sensor

que é de interesse considerar o ruído associado ao ambiente de funcionamento da bateria [4].

De forma a poder usar este método deve primeiro formular-se o modelo de uma célula da bateria em espaço de estados (discreto) [39]. Assim, é assumida a forma

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k \quad (4.9)$$

$$y_k = g(x_k, u_k) + v_k \quad (4.10)$$

Onde x_k é o estado estimado atual, x_{k+1} o próximo estado estimado, y_k a estimação atual da saída, u_k a entrada do sistema, w_k o ruído do processo e v_k o ruído de medida. $f(x_k, u_k)$ e $g(x_k, u_k)$ são funções não lineares respetivamente de transição de estado e de medida.

Estas funções vão ser linearizadas em cada intervalo de tempo de amostragem utilizando a expansão em série de Taylor de primeira ordem [40]. Assumindo que as funções são diferenciáveis em todos os pontos estas podem ser linearizadas. Dessa forma obtêm-se as expressões 4.11 e 4.12 em que \hat{x}_k é o ponto onde a função está a ser derivada [5].

$$f(x_k, u_k) \approx f(\hat{x}_k, u_k) + \underbrace{\frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \bigg|_{x_k=\hat{x}_k}}_{\text{define } \hat{A}_k} (x_k - \hat{x}_k) \quad (4.11)$$

$$g(x_k, u_k) \approx g(\hat{x}_k, u_k) + \underbrace{\frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial x_k} \Big|_{x_k=\hat{x}_k}}_{\text{define } \hat{B}_k} (x_k - \hat{x}_k) \quad (4.12)$$

Segundo [5,41] combinando 4.9, 4.10, 4.11 e 4.12, pode descrever-se o sistema de espaço de estados linearizado como

$$x_{k+1} \approx \hat{A}_k x_k + \underbrace{f(\hat{x}_k, u_k) - \hat{A}_k \hat{x}_k}_{\text{não é função de } x_k} + w_k \quad (4.13)$$

$$y_k \approx \hat{C}_k x_k + \underbrace{g(\hat{x}_k, u_k) - \hat{C}_k \hat{x}_k}_{\text{não é função de } x_k} + v_k \quad (4.14)$$

Assim pode finalmente rescrever-se o algoritmo do EKF como [42]:

$$x_{k+1} = \hat{A}_k x_k + \hat{B}_k u_k + w_k \quad (4.15)$$

$$y_k = \hat{C}_k x_k + \hat{D}_k u_k + v_k \quad (4.16)$$

Com

$$\hat{B}_k = \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \quad (4.17)$$

$$\hat{D}_k = \frac{\partial g(x, u)}{\partial u} \quad (4.18)$$

Após a construção do modelo discreto, na forma de espaço de estados, pode então ser aplicado o filtro propriamente dito. Os passos de implementação são, de forma sumária, dados pelas equações 4.19, 4.20, 4.21, 4.22 e 4.23.

As equações 4.19, 4.20 e 4.21 calculam o novo estado previsto, o erro de covariância (definido como P_k^-) e o ganho *Kalman* (definido como K_k^+) (a previsão é representada por -) :

$$x_{k+1}^- = \hat{A}_k x_k^+ + \hat{B}_k u_k \quad (4.19)$$

$$P_{k+1}^- = \hat{A}_k P_k^+ \hat{A}_k^T + Q \quad (4.20)$$

$$K_k = P_{k+1}^- \hat{C}_k^T (\hat{C}_k P_{k+1}^- \hat{C}_k^T)^{-1} \quad (4.21)$$

Em seguida o valor medido da saída (y_k) é usado em conjunto com o ganho de *Kalman* para corrigir a previsão e estimar um novo estado e novo erro de covariância (a estimação é representada por +).

$$x_{k+1}^+ = x_{k+1}^- + K_k(y_k - g(x_{k+1}^-, u_k)) \quad (4.22)$$

$$P_{k+1}^+ = (I - K_k \hat{C}_k) P_{k+1}^- \quad (4.23)$$

Note-se que o funcionamento do EKF se assemelha ao do KF [5]. De facto, ambos os filtros precisam de ser inicializados. Em ambos são executados dois passos em cada intervalo de tempo: primeiro é feita uma previsão (-) do estado e da covariância e, em seguida, a sua correção usando um valor de medida da saída, y_k e o ganho de *Kalman*. Daqui resultam a estimação (+) de um novo estado e de um novo erro de covariância. No entanto, enquanto no KF na propagação destes passos é usado o modelo linear, representado pelas matrizes A_k , B_k , C_k e D_k , no EKF é usado o modelo não-linear, representado pelas matrizes \hat{A}_k , \hat{B}_k , \hat{C}_k , \hat{D}_k obtidas pela linearização das funções $f(x_k, u_k)$ e $g(x_k, u_k)$ em torno de um ponto de funcionamento, \hat{x}_k , através da expansão de primeira ordem da série de Taylor [5]. A forma com é estimada a saída, y_k^+ , também é diferente. No filtro *Kalman* é calculada por $y_k^+ = Cx_k^- + D_k u_k$. No EKF é calculada por $y_k^+ = g(\hat{x}_k, u_k)$ de forma a garantir uma convergência mais rápida [5, 41].

4.3 Construção do modelo de espaço de estados

Dado o exposto, na secção anterior, resta construir o modelo de espaço de estados, a usar no EKF, a partir do modelo de baterias proposto. Relembremos que o modelo considerado foi derivado no capítulo 2 e representado na figura 4.7. O mesmo é descrito pelas equações 4.24 e 4.25.

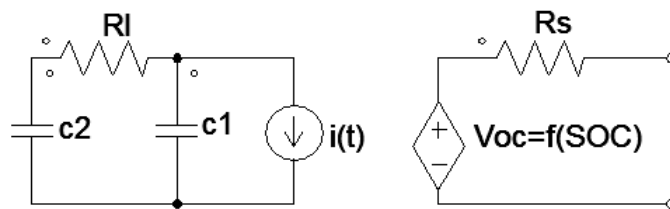


Figura 4.7: Circuito representativo do modelo da bateria

$$\begin{cases} \dot{V}_1 = \frac{1}{R_1 C_1} (V_2 - V_1) - \frac{1}{C_1} i(t) \\ \dot{V}_2 = -\frac{1}{R_1 C_2} (V_2 - V_1) \end{cases} \quad (4.24)$$

$$V_{out} = V_{oc} - R_s i(t) \quad (4.25)$$

Como referido anteriormente a tensão V_{oc} é uma função não linear do SOC. Note-se que o SOC é, no modelo, dado pela tensão V_1 . A relação não linear entre ambos está definida na equação 4.26. Esta relação é definida na secção 4.4.

$$V_{oc}(kV_1) = ae^{1-bkV_1} + c(kV_1)^3 + d(kV_1)^2 + ekV_1 + f \quad (4.26)$$

De acordo com o modelo da bateria descrito nas equações 4.24 e 4.25 as variáveis de estado do sistema são definidas como:

$$x = [V_1 \ V_2]^T$$

A entrada do sistema é dada por $u(t) = i$ e a saída como $y(t) = V_{out}$. Assim, o modelo da bateria pode ser reescrito na forma de espaço de estados seguinte:

$$\dot{x} = f(x, u) + w \quad (4.27)$$

$$y = g(x, u) + v \quad (4.28)$$

Com

$$f(x, u) = \begin{bmatrix} \frac{-u}{C_1} + \frac{1}{(R_1 C_1)} (V_2 - V_1) \\ \frac{-1}{(R_1 C_2)} (V_2 - V_1) \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

$$g(x, u) = V_{oc} - R_s u \quad (4.30)$$

Os termos w e v representam, respetivamente, o ruído do processo e ruído de medida. Ambos são considerados ruído branco gaussiano.

O modelo descrito é não-linear, pelo que tem de se proceder à linearização das funções $f(x, u)$ e $g(x, u)$. Esta é feita recorrendo à utilização da expansão da série de Taylor de primeiro ordem [40]. O modelo linearizado é representado pelas equações 4.31 e 4.32.

$$\dot{x} = Ax + Bu + w \quad (4.31)$$

$$y = Cx + Du + v \quad (4.32)$$

Com

$$A = \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \Big|_{x(t), u(t)} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_l C_1} & \frac{-1}{R_l C_1} \\ \frac{-1}{R_l C_2} & \frac{1}{R_l C_2} \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

$$B = \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \Big|_{x(t), u(t)} = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

$$C = \frac{\partial g(x, u)}{\partial x} \Big|_{x(t), u(t)} = \begin{bmatrix} 0 & -bka(e^{1-bkV_1}) + 3ck^3V_1^2 + 2dk^2V_1 + ek \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

$$D = \frac{\partial g(x, u)}{\partial u} \Big|_{x(t), u(t)} = \begin{bmatrix} -R_s \end{bmatrix} \quad (4.36)$$

Este modelo é de seguida discretizado resultando nas equações 4.37 e 4.38.

$$x_{k+1} = \hat{A}_k x_k + \hat{B}_k u_k + w_k \quad (4.37)$$

$$y_k = \hat{C}_k x_k + \hat{D}_k u_k + v_k \quad (4.38)$$

Aplicando técnicas *standard* [38] as matrizes A, B, C, D são transformadas no seu equivalente discreto \hat{A}_k , \hat{B}_k , \hat{C}_k e \hat{D}_k .

$$\hat{A}_k = \begin{bmatrix} \frac{C_1 + C_2 \exp\left(-\frac{TC_1 + TC_2}{C_1 C_2 R}\right)}{C_1 + C_2} & \frac{C_2 - C_2 e^{-\frac{TC_1 + TC_2}{C_1 C_2 R_l}}}{C_1 + C_2} \\ \frac{C_1 - C_1 \exp\left(-\frac{TC_1 + TC_2}{C_1 C_2 R}\right)}{C_1 + C_2} & \frac{C_2 + C_1 e^{-\frac{TC_1 + TC_2}{C_1 C_2 R_l}}}{C_1 + C_2} \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

$$\hat{B}_k = \begin{bmatrix} -\frac{TC_1 + TC_2 + (C_2)^2 R_l e^{-\frac{TC_1 + TC_2}{C_1 C_2 R}}}{(C_1 + C_2)^2} \\ -\frac{TC_1 + TC_2 - C_1 C_2 R + C_1 C_2 R_l e^{-\frac{TC_1 + TC_2}{C_1 C_2 R}}}{(C_1 + C_2)^2} \end{bmatrix} \quad (4.40)$$

$$\hat{C}_k = C = \begin{bmatrix} 0 & -bkae^{1-bV_1k} + 3ck^3(V_1)^2 + 2dk^2V_1 + ek \end{bmatrix} \quad (4.41)$$

$$\hat{D}_k = D = \begin{bmatrix} -R_s \end{bmatrix} \quad (4.42)$$

A equações anteriores descrevem o modelo a partir do qual é desenvolvido o algoritmo do EKF. Este algoritmo recebe como entradas a corrente da bateria e a tensão terminal medida nos ensaios à célula e estima o SOC de forma a que a tensão terminal estimada se aproxime à tensão real medida. Como é óbvio, utiliza-se a tensão de saída como referência para o modelo porque esta tensão pode ser medido diretamente, aos terminais da bateria, ao contrário do SOC.

4.4 Definição da função V_{oc}

O modelo adotado pode ser definido como híbrido. De facto o primeiro circuito, deduzido através do modelo da difusão, permite a estimação do SOC. No segundo circuito o SOC estimado é convertido num valor de tensão correspondente à OCV originando a variável designada nesta dissertação de V_{OC} . V_{OC} , representa a tensão de saída a menos da queda de tensão na resistência série R_s . Com esta função introduzimos o valor do SOC no modelo de estado do sistema.

A tensão terminal pode ser estimada de diversas formas. De acordo com [39] podemos utilizar os seguintes modelos:

- Modelo de *Shepherd*. $V_{out} = E_0 - R_s i_k - k/SOC$ pelo que $V_{oc} = E_0 - k/SOC$
- Modelo Universal *Unnewehr*. $V_{out} = E_0 - R_s i_k - kSOC$ pelo que $V_{oc} = E_0 - kSOC$
- Modelo de *Nernst*. $V_{out} = E_0 - R_s i_k + k_2 \ln(SOC) + k_3 \ln(1 - SOC)$ pelo que $V_{oc} = E_0 + k_2 \ln(SOC) + k_3 \ln(1 - SOC)$

Nestes modelos V_{out} é a tensão de saída, R_s a resistência série e E_0 , k , k_1 , k_2 e k_3 são constantes que pretendem ajustar o modelo ao valor real da tensão de saída.

Os três métodos acima apresentados foram utilizados em conjunto com resultados práticos obtidos nos ensaios às baterias em teste. Infelizmente, com nenhum deles se conseguiram resultados satisfatórios. Assim, na tentativa de melhorar esses resultados, foi desenvolvida a função apresentada na equação 4.43.

$$V_{oc}(kV_1) = a \times (\exp^{1-bkV_1}) + c(kV_1)^3 + d(kV_1)^2 + e(kV_1) + f \quad (4.43)$$

Esta nova função foi derivada tendo em conta o trabalho apresentado em [43]. Na presente dissertação, com o intuito de melhorar a aproximação dos dados, da curva OCV-SOC, na região em que a bateria descarrega abaixo dos 20%, foi introduzida uma função exponencial para além da função polinomial de ordem três.

4.4.1 Parametrização de V_{OC}

Para obter os valores dos parâmetros associados à equação que determina V_{OC} é necessário considerar um estado em que a bateria não esteja sob a influência de R_s , isto é, em que a corrente seja nula. Recorrendo a testes de corrente pulsada é possível extrair os dados que correspondem à última posição em que a corrente é nula. Neste estado a bateria encontra-se completamente relaxada e a tensão medida aos seus terminais aproxima-se da tensão OCV.

A partir dos dados obtidos nos ensaios é calculado o SOC, relativo aos instantes considerados, usando o método de *Coloumb Counting*. Os valores de SOC e de OCV são, em seguida, utilizados para a parametrização recorrendo à função *curve fitting* do Matlab.

Para que a função aproxime com exatidão a curva real OCV-SOC é importante ter pontos de amostragem suficientes. No caso, uma vez que só são considerados valores de relaxamento em que o efeito da resistência R_s é nulo deve utilizar-se um ensaio com correntes baixas de forma a ter mais pontos com as características pretendidas. Por outro lado as baixas correntes permitem uma boa estimativa do SOC pelo método de *Coloumb Counting*.

Os dados de amostragem foram obtidos do ensaio com as características enunciadas na tabela 4.2. Dos 35385 valores amostrados apenas 31 tinham as características pretendidas sendo estes os utilizados na função *curve fitting*.

Corrente (A)	Período(s)	<i>Duty Cycle</i>	Carga Retirada (Ah)	Tempo de descarga (s)
2.185	1200	0.5	10.90	35385

Tabela 4.2: Resultados de ensaios à bateria para corrente pulsada de 2.185 A

A tabela 4.3 ilustra os erros associados às funções apresentadas, à função adotada bem como a funções polinomiais de diferentes graus. Para comparação mostram-se quatro erros distintos que pretendem avaliar o desempenho das diversas aproximações. Os erros avaliados são: a soma do quadrado dos erros de previsão (SSE), o coeficiente de determinação (R_{square}), o coeficiente de determinação ajustado (R_{square} ajustado) e o erro médio quadrático (RMSE).

Modelo	SSE	R_{square}	R_{square} ajustado	RMSE
Modelo de <i>Shepherd</i>	0.4438	0.419	0.3983	0.1259
Modelo Universal <i>Unnewehr</i>	0.3288	0.777	0.7693	0.1065
Modelo de <i>Nernst</i>	-	-	-	-
Polinómio de 1º grau	0.3288	0.777	0.7693	0.1065
Polinómio de 2º grau	0.323	0.7809	0.7653	0.1074
Polinómio de 3º grau	0.1965	0.8667	0.8519	0.08532
Polinómio de 4º grau	0.1134	0.9231	0.9113	0.06604
Função proposta	0.00156	0.9989	0.09987	0.007898

Tabela 4.3: Comparação de aproximação OCV em função de SOC para várias funções

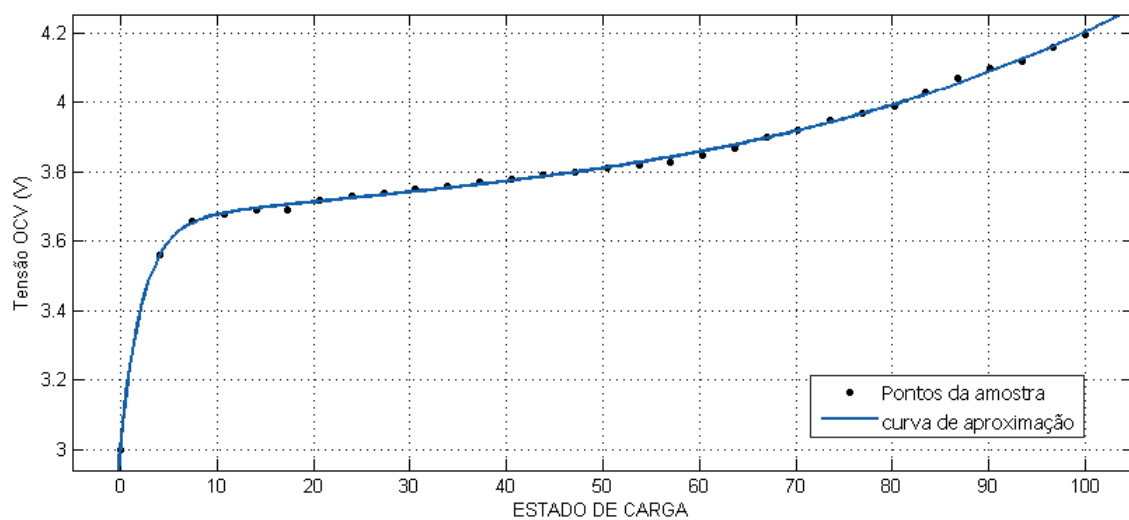


Figura 4.8: Valores amostrados e curva resultante da aproximação desses valores pela função V_{oc}

Note-se que não foi possível aproximar os dados usando o modelo de *Nernst* e que a função polinomial de grau 1 e o modelo universal apresentam os mesmos valores de erro uma vez que as funções são semelhantes a menos do sinal de um dos coeficiente.

Por análise é possível verificar que a função proposta introduz uma substancial melhoria face aos restantes modelos e funções polinomiais. Assim, em prol de um aumento da robustez e eficácia de estimação e uma vez que o custo computacional não é demasiado elevado esta será a função a utilizar.

O *fitting* da função permite encontrar os coeficientes "a", "b", "c", "d", "e" e "f" com precisão de 95%. Estes coeficientes encontram-se definidos na tabela 4.4. Na figura 4.8 podemos ainda observar os pontos amostrados e a curva resultante da aproximação pela função proposta. Pode verificar-se que os pontos são bem aproximados pela curva em questão uma vez que estão parcialmente sobrepostos.

Coeficientes
a = -0.2402
b = 0.4438
c = 5.358×10^{-7}
d = -3.349×10^{-5}
e = 0.003508
f = 3.653

Tabela 4.4: Coeficientes da função adotada

4.5 Resistência série

A resistência série introduzida no modelo simula a resistência interna da bateria. Na prática modela a dificuldade que esta tem em fornecer energia e é a causa do decréscimo instantâneo da tensão quando a bateria é sujeita a carga.

Esta resistência pode ser estimada a partir da equação 4.44 com V_0 a tensão antes da bateria ser sujeita a carga, V_1 a tensão imediatamente após a ligação da carga e I a corrente de descarga [43].

$$R_s = \frac{V_1 - V_0}{I} \quad (4.44)$$

Em [43] verificou-se que a resistência série é praticamente independente da corrente de descarga usada. No entanto varia significativamente com o envelhecimento da bateria. Verificou-se ainda que os valores da resistência aumentam substancialmente quando o SOC assume valores menores que 20%.

4.6 Inicializações

Ao contrário do que acontece no KF, em que mesmo com más inicializações se garante a convergência e bom funcionamento do método, para garantir a convergência do EKF é necessário garantir que as inicializações se encontram perto dos valores reais,

No algoritmo usado nesta dissertação, para a implementação do EKF, desenvolvido em Matlab, foram usados como valores de inicialização os resultantes das parametrizações efetuadas na secção anterior e no capítulo 3. Estes valores são apresentados, de novo, na tabela 4.5. O valor de R_s resulta da aplicação da equação 4.44 aos valores do ensaio da bateria.

Coeficientes
$R = 360 \, \Omega$
$C_1 = 0.2017$
$C_2 = 0.7983$
$a = -0.2402$
$b = 0.4438$
$c = 5.358 \times 10^{-7}$
$d = -3.349 \times 10^{-5}$
$e = 0.003508$
$f = 3.653$
$T = 1 \, \text{Hz}$
$R_s = 0.02 \, \Omega$

Tabela 4.5: Inicializações do sistema

É ainda necessário inicializar os parâmetros relativos ao projeto do EKF. Estes são: a matriz de covariância do ruído da medição, R , o estado inicial x_0 e correspondente covariância P_0 e ainda a matriz covariância do ruído do processo, Q [44].

Assim, uma vez que os testes a realizar são testes de descarga o estado inicial vai ser inicializado como

$$x = [11 \times 3600 \quad 11 \times 3600]^T$$

O que corresponde a considerar que a bateria está completamente carregada. A incerteza desta inicialização é reduzida uma vez que nos ensaios usados a bateria se encontra completamente carregada. Assim, P_0 vai ser inicializado como

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Para inicializar a matriz R têm sido desenvolvidos múltiplos processos. Alguns autores tentam derivar essa informação a partir dos dados processados. No entanto, a maioria das publicações científicas sobre este assunto assume que a covariância do ruído de medição é invariante no tempo sendo a disponibilizada pelos fabricantes dos dispositivos de medição [44].

Assim, R é definido na equação 4.45

$$R = k_R \text{diag}(\sigma_i^2) \quad (4.45)$$

Onde σ_i é o valor nominal de desvio entre a medição e o sinal, k_R é uma constante maior que um. Com esta aproximação obtém-se uma matriz R diagonal. k_R é maior no caso de ser esperada uma incerteza maior que σ_i tornando o filtro robusto em relação a erros de medida. Em casos em que o R é demasiado grande podemos anular o ganho *Kalman* fazendo com que o filtro apenas execute previsões [44].

No caso, sendo que o desvio do valor nominal é 0.1m e assumindo que a incerteza não é elevada $k_R=1.2$ pelo que R vai ser inicializado como

$$R = 0.12m$$

Para muitos autores a inicialização da matriz relativa ao ruído do processo, Q , é a mais complicada [44]. Dado que as variáveis medidas são os dados, nos quais a incerteza é menor, Q foi inicializado com valores de incerteza mais elevados refletindo a menor confiança no processo.

$$Q = \begin{bmatrix} 1.2 & 0 \\ 0 & 1.2 \end{bmatrix}$$

4.7 Aspectos Construtivos do Algoritmo

O algoritmo desenvolvido foi implementado no programa Matlab. Este algoritmo implementa quer o modelo elétrico apresentado quer o modelo associado ao EKF. Os resultados de saída são as estimações de SOC e tensão de saída para os dois modelos. Ainda é possível a visualização da tensão terminal, medida nos ensaios práticos, e o SOC estimado usando *Coulomb Counting* a partir da integração da corrente de descarga. Os resultados vão permitir tirar diferentes conclusões tendo em conta o método usado na sua computação.

Nas figuras 4.9a e 4.9b encontram-se representados os *flow charts* associados ao algoritmo de estimação implementado para o modelo elétrico e EKF respetivamente. Os valores das correntes de descarga e tensão terminal medida, resultantes dos ensaios práticos, bem como o valor do SOC estimado a partir do uso do *Coulomb Counting* são importados para o Matlab a partir de um ficheiro de dados em Excel.

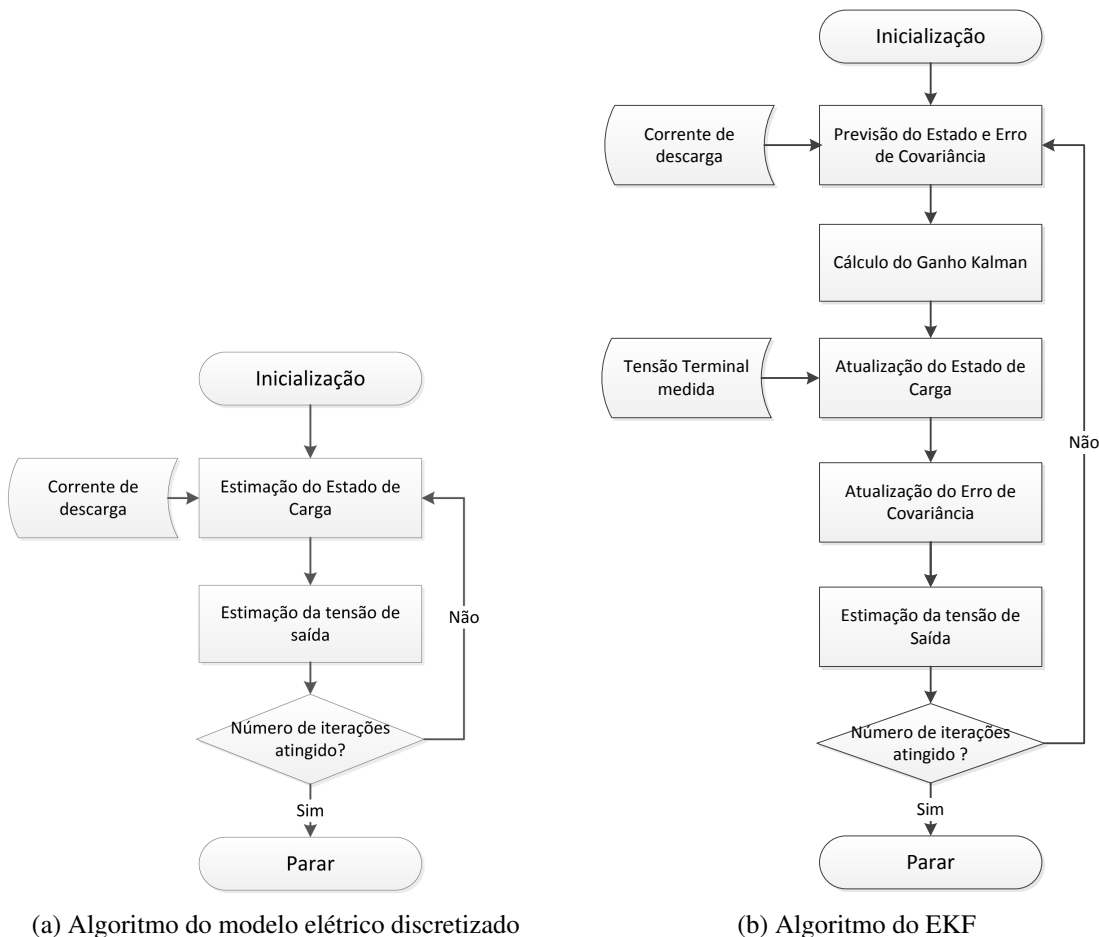


Figura 4.9: Algoritmos de estimação

Como se pode observar na figura 4.9a o algoritmo do modelo elétrico recebe como entrada o valor da corrente de descarga, a cada instante, e estima o SOC através do circuito elétrico previamente inicializado. Essa estimação vai ser usada no cálculo da tensão terminal.

No algoritmo do EKF são utilizadas as correntes de descarga e tensão terminal medida como parâmetros de entrada. Em cada ciclo é inicialmente feita uma previsão do valor do estado, SOC, e do erro de covariância a partir do modelo elétrico e da corrente de descarga. Em seguida e tendo em conta o ganho *Kalman* e a medida da tensão esse valor é atualizado bem com o do erro de covariância. A estimação da tensão de saída é feita a partir do valor de SOC atualizado que foi calculado de forma a que a tensão estimada seja igual ou apresente um erro reduzido face à tensão medida.

O código Matlab resultante da implementação do algoritmo encontra-se no apêndice [B](#).

4.8 Resultados

De forma a demonstrar a convergência do método e a avaliar a qualidade da estimação foram feitos testes ao algoritmo tendo como valores de entrada a corrente de descarga e a tensão aos terminais dados estes obtidos através dos ensaios práticos realizados à célula. Para o efeito foram usados diferentes perfis de corrente sendo os resultados apresentados em seguida.

O algoritmo elaborado permite uma comparação dos valores de tensão e SOC obtidos apenas com a implementação do modelo elétrico, com a implementação do EKF em relação aos valores medidos pela carga eletrónica (no caso da tensão) e estimados a partir do *Coulomb Counting* (SOC).

O SOC não pode ser medido diretamente, isto faz com que não seja a variável mais indicada a ter em conta para avaliar quantitativamente os métodos utilizados. No caso, a tensão aos terminais da bateria é a variável que nos permite avaliar a precisão destes métodos. Relembre-se que a tensão foi medida em cada intervalo de tempo nos ensaios práticos efetuados à célula da bateria. Assim, esses valores medidos são comparados com a tensão estimada pelos dois métodos para um dado estado de carga.

Qualitativamente podemos usar o SOC para avaliar os métodos. Relembre-se, que o SOC estimado pelo modelo elétrico e EKF diz respeito à percentagem de carga disponível na célula enquanto o SOC no método *Coulomb Counting* diz respeito à percentagem de carga total restante na célula. Assim, o SOC estimado pelo modelo elétrico tem de ser sempre inferior ao SOC estimado usando o método *Coulomb Counting*. O SOC estimado pelo EKF, e uma vez que a sua atualização é feita de forma a cumprir um requisito de tensão, pode ser mais elevado que o SOC estimado pelo *Coulomb Counting* no entanto nunca deve ser superior a 100 %. Importa ainda referir que a estimação do SOC usando este último método foi feita a partir dos dados de ensaio e importada para o Matlab de forma a verificar a correção dos resultados dos outros métodos implementados.

4.8.1 Resultados para corrente de entrada contínua

O teste em questão foi realizado com uma corrente contínua de 6.59 A. Na figura [4.10a](#) podem visualizar-se as curvas da tensão relativas à tensão medida, tensão estimada usando o modelo elétrico e tensão estimada usando o EKF.

Note-se que a estimação usando apenas o modelo elétrico tem um maior desvio enquanto a tensão estimada usando o EKF se sobrepõe parcialmente aos valores de tensão medidos. Na figura 4.10b pode ver-se com mais pormenor essa sobreposição parcial. Os erros relativos das tensões de cada método em relação às tensões medidas são ilustrados na figura 4.11. Importa referir a melhoria introduzida com a implementação do EKF, como esperado, com a redução do erro médio relativo de 0.366% para 0.038% !

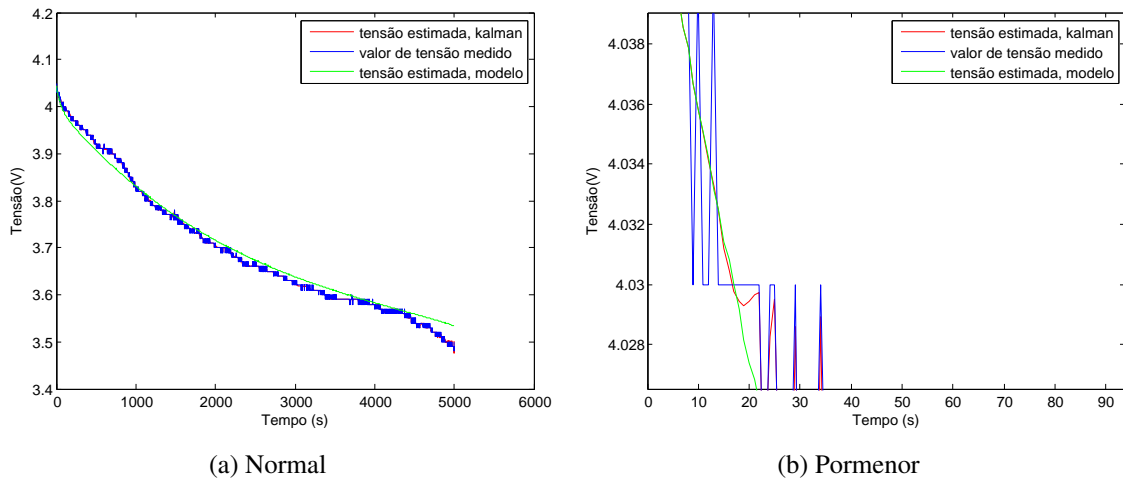


Figura 4.10: Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimado usando o EKF (vermelho) e Tensão estimado usando o modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A

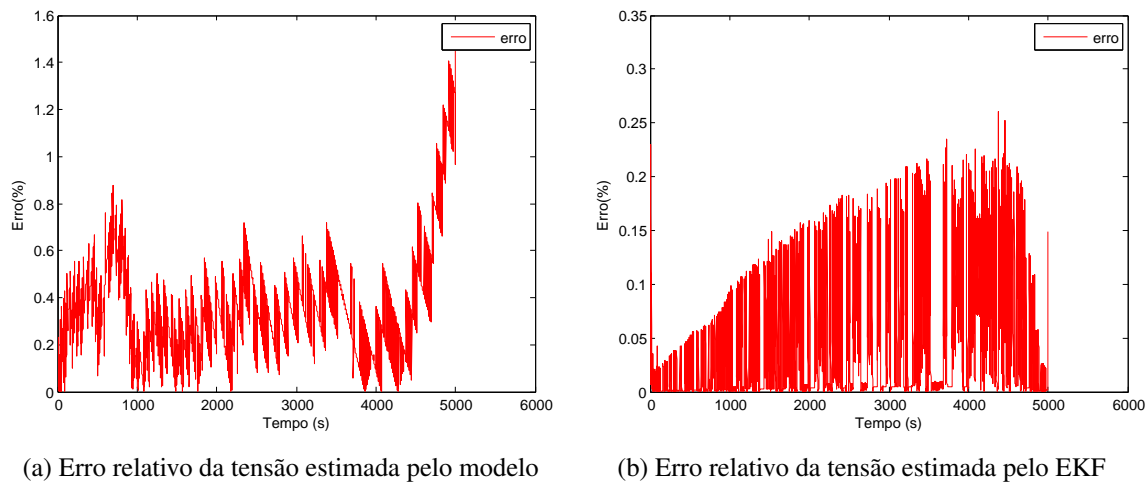


Figura 4.11: Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente contínua de 6.59A

Na figura 4.12, estão representadas as curvas do SOC resultantes da estimação a partir do *Coulomb Counting*, modelo elétrico e EKF. O SOC estimado através do modelo elétrico é mais baixo que o SOC estimado a partir do *Coulomb Counting* devido ao anteriormente exposto. De notar também a maior variação do SOC estimado a partir do EKF, resultado da otimização pretendida na tensão de saída. Pela mesma razão e uma vez que o erro relativo, tendo em conta a tensão,

é mais reduzido neste último caso esta estimação do SOC tem mais qualidade.

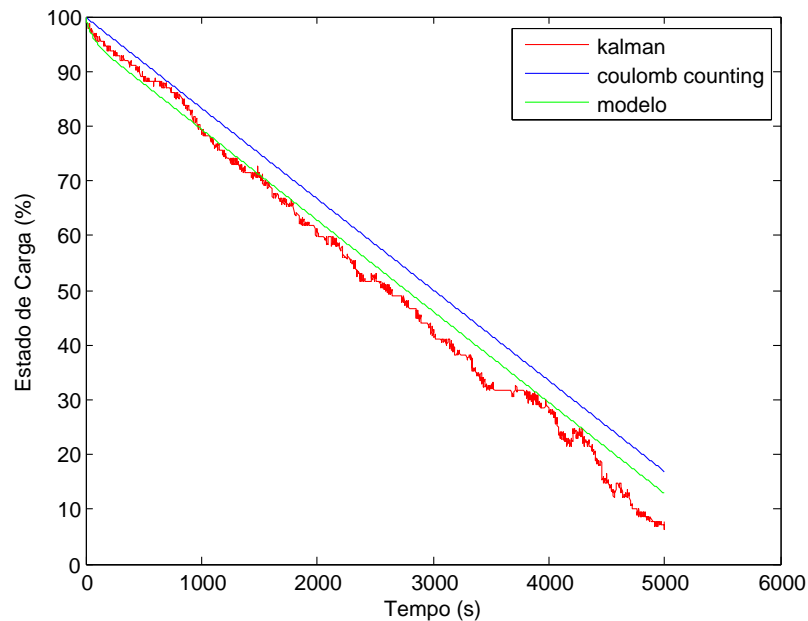


Figura 4.12: Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A

4.8.2 Resultados para corrente de entrada pulsada

Como visto na secção anterior, para correntes contínuas, o EKF converge e traduz-se na melhoria de resultados obtidos. Em seguida vai ser verificado o comportamento tanto do modelo elétrico quanto do filtro quando a corrente de descarga é pulsada, com amplitude média de 7.48 A e um *duty cycle* de 0.5.

Na figura 4.13a podem visualizar-se as curvas da tensão relativas à tensão medida e tensão estimada usando o modelo elétrico e usando o EKF.

Verifica-se, novamente, que a estimação usando apenas o modelo elétrico tem um maior desvio. Enquanto a tensão estimada usando o EKF se sobrepõe parcialmente aos valores de tensão medidos, como se pode ver com mais pormenor na figura 4.13b. Neste caso os erros relativos das tensões de cada método em relação à tensões medida, representados na figura 4.14, são em média 0.366% no caso da utilização do modelo elétrico isolado e 0.037% quando é aplicado o EKF! Mais uma vez verifica-se que a qualidade da estimação é maior com a implementação do EKF.

As curvas do SOC resultantes da estimação a partir do *Coulomb Counting*, modelo elétrico e EKF para o teste com corrente pulsada são representadas na figura 4.15. Tal como é de esperar o SOC estimado a partir do modelo elétrico é mais baixo que o SOC estimado a partir do *Coulomb Counting*. O mesmo não se verifica com o SOC estimado pelo EKF que aproximadamente aos 6000 segundos atinge valores mais elevados.

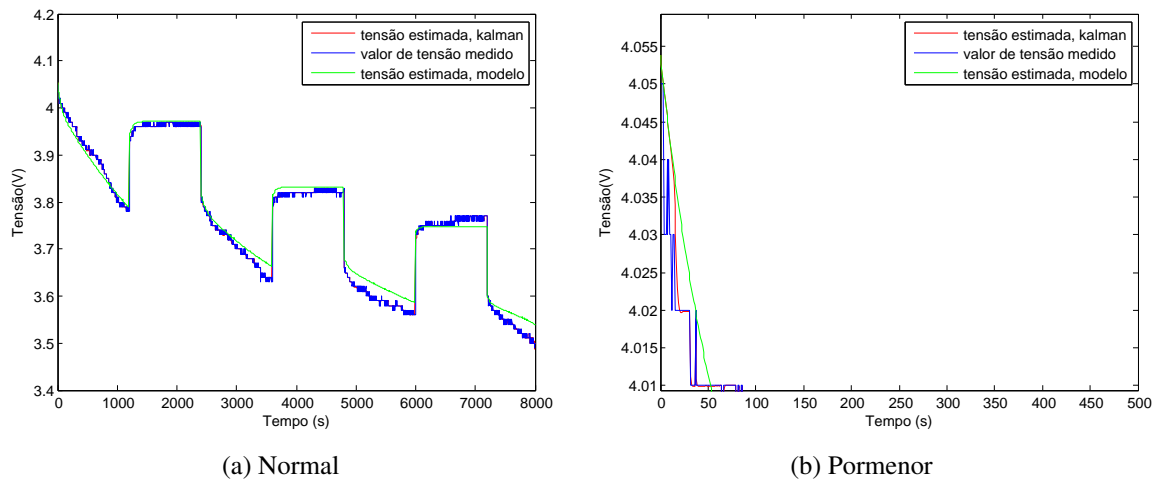


Figura 4.13: Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimado usando o EKF (vermelho) e Tensão estimado usando o modelo (verde) para uma corrente pulsada

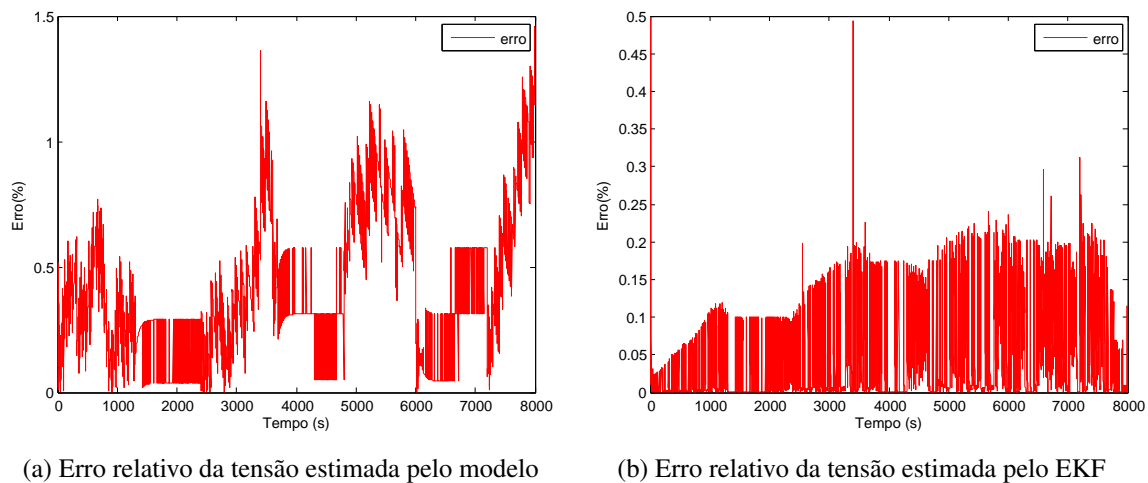


Figura 4.14: Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente pulsada

Relembrando que a parametrização de V_{oc} não foi efetuada a partir dos mesmos dados de ensaio utilizados neste teste e que uma má parametrização da mesma leva consequentemente a uma má estimação de V_{out} repercutindo-se, com a utilização do EKF, numa má estimação do SOC. De forma a verificar que o comportamento da curva de SOC estimado a partir do EKF não resulta de uma má parametrização mas sim do comportamento normal do EKF foram recalculados os coeficientes da função V_{oc} . Para proceder a esse cálculo foram usados os dados do ensaio em questão tratados em concordância com o que foi discutido na secção 4.4.1. A função *curve fitting* do Matlab foi novamente utilizada para aproximar os dados. Com esta otimização no algoritmo do teste verificou-se a mesma evolução do SOC. Pelo exposto comprova-se a correção da parametrização inicial. Assim, este comportamento é justificável como um comportamento normal do EKF uma vez que o SOC é calculado com vista a uma otimização na aproximação da tensão de saída. Pelo

exposto, este sofre mais variações e pode exceder o SOC estimado usando o método do *Coulomb Counting*.

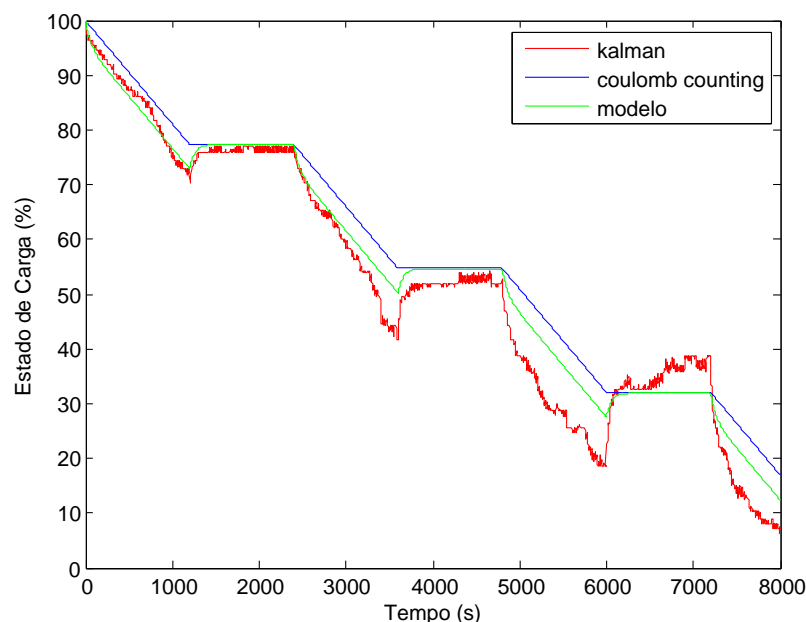


Figura 4.15: Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente pulsada

Em ambos os testes, corrente constante e pulsada, o algoritmo é interrompido antes de ser feita a estimação para todos os dados relativos ao ensaio prático, uma vez que o modelo EKF começa a divergir para valores de SOC muito reduzidos. A divergência é originada pelo aumento da resistência em série e pelo facto de a resistência de ligação da malha RC do modelo de difusão ser considerada constante. Uma vez que na prática o funcionamento da bateria é interrompido quando o estado de carga atinge cerca de 20 %, e o algoritmo estima valores para além desse ponto, este cumpre assim os requisitos pretendidos podendo no entanto ser otimizado.

4.9 Conclusões

Neste capítulo foi comprovado que o KF é um estimador ótimo mesmo quando as inicializações são fracas. Como o sistema de equações que descrevem o modelo elétrico da bateria é não linear, a utilização do filtro tem de ser precedida por uma linearização. Assim, foi usada uma abordagem diferente denominada EKF. Depois da construção do modelo, usando essa mesma abordagem, foram parametrizados e inicializadas as variáveis relativas ao modelo elétrico e *design* do filtro. Ao contrário do que acontece no KF, no EKF estas inicializações são muito importantes e têm de ser feitas de forma a garantir que o filtro começa o seu funcionamento perto dos valores verdadeiros. Más parametrizações e inicializações podem levar à divergência do filtro.

Para comprovar o funcionamento do algoritmo, construído em Matlab, foram realizados testes com diferentes perfis de corrente. Os resultados obtidos comprovaram o bom funcionamento do filtro para correntes contínuas e correntes pulsadas. A estimação pelo EKF apresenta menor erro médio relativo do que a estimação usando o modelo elétrico isolado. Uma vez que a tensão terminal pode ser medida diretamente, ao contrário do SOC, esta é usada como variável de referência para avaliar quantitativamente o erro.

Capítulo 5

Otimização do algoritmo

Os resultados do EKF podem ser otimizados caso o modelo tenha em conta a variação da resistência de ligação da malha RC do modelo de difusão com a corrente de descarga. Assim, no presente capítulo é introduzida esta variação, reconstruído o modelo de espaço de estados e apresentados os resultados do algoritmo de estimação.

5.1 Representação da Resistência de ligação

Teoricamente, e relembrando os conceitos introduzidos pelo estudo do modelo da difusão, sabe-se que quanto maior a intensidade de corrente exigida a uma bateria, mais rapidamente a sua capacidade disponível vai diminuir (capacidade modelada por c_1). Devido a este facto a energia capaz de ser fornecida pela bateria é, aparentemente, menor nesta situação do que quando aplicada uma corrente de descarga de intensidade mais baixa [1, 10, 28].

No modelo da difusão e no seu equivalente elétrico, este fenómeno é em parte representado pelo dimensionamento realizado no capítulo 3 para c_1 e c_2 a partir do algoritmo baseado em arrefecimento simulado desenvolvido em [1].

No capítulo anterior foi considerado que a resistência de ligação, R_l , tinha um valor constante de 360Ω . No entanto o valor desta resistência varia com a corrente de descarga. Caso se introduza esta variação no modelo elétrico vai haver uma otimização em função dos tempos de descarga [1], sendo que o SOC estimado vai tender a aproximar-se do SOC estimado usando o *Coulomb Counting*. No EKF essa mudança vai traduzir-se numa diminuição do erro de estimação, relativo à tensão de saída.

Para determinar a resistência em relação à corrente foi usado um segundo algoritmo baseado em arrefecimento simulado desenvolvido em [1]. Esse algoritmo estima a resistência de ligação em função da corrente exigida à bateria impondo como condição que a capacidade dos condensadores é constante. Desta forma, tenta melhorar o desempenho do modelo elétrico reduzindo o erro relativo do tempo de descarga deste em relação ao tempo de descarga dos ensaios. Os dados resultantes do algoritmo, vão ser aproximados por uma função polinomial que representa R_l em função de i . Nesta dissertação vai ser usada a função determinada em [1] e dada por 5.1.

$$R_l = -0.0341i^3 + 3.419i^2 - 93.9i + 700 \quad (5.1)$$

5.1.1 Alteração do modelo

A introdução da variação da resistência R_l segundo a equação 5.1 vai levar a uma alteração na equação do modelo de espaço de estados relativa ao processo.

Considerando novamente que as entradas do modelo são dadas por $u(t) = i(t)$ e as saídas como $y(t) = V_{out}$. O processo é definido como

$$\dot{x} = f(x, u) + w \quad (5.2)$$

A função $f(x, u)$ com a introdução da resistência variável é alterada sendo reescrita como

$$f(x, u) = \begin{bmatrix} \frac{-u}{C_1} + \frac{1}{((-0.0341u(t)^3 + 3.419u(t)^2 - 93.9u(t) + 700)C_1)}(V_2 - V_1) \\ \frac{-1}{((-0.0341u(t)^3 + 3.419u(t)^2 - 93.9u(t) + 700)C_2)}(V_2 - V_1) \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Linearizando a nova função $f(x, u)$ usando a expansão da série de Taylor de primeiro ordem [40] obtém-se o modelo linearizado da equação 5.4.

$$\dot{x} = Ax + Bu + w \quad (5.4)$$

Sendo que as matrizes A e B são agora

$$A = \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \Big|_{x(t), u(t)} \quad (5.5)$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{1}{(0.0341u(t)^3 - 3.419u(t)^2 + 93.9u(t) - 700)C_1} & \frac{-1}{(0.0341u(t)^3 - 3.419u(t)^2 + 93.9u(t) - 700)C_1} \\ \frac{-1}{(0.0341u(t)^3 - 3.419u(t)^2 + 93.9u(t) - 700)C_2} & \frac{1}{(0.0341u(t)^3 - 3.419u(t)^2 + 93.9u(t) - 700)C_2} \end{bmatrix}$$

$$B = \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \Big|_{x(t), u(t)} \quad (5.6)$$

$$= \begin{bmatrix} -(V_1 - V_2) \frac{0.1023u(t)^2 - 6.838u(t) + 93.4}{C_1(0.0341u(t)^3 - 3.419u(t)^2 + 93.9u(t) - 700)^2} - \frac{1}{C_1} \\ ((V_1 - V_2) \frac{0.1023u(t)^2 - 6.838u(t) + 93.4}{C_2(0.0341u(t)^3 - 3.419u(t)^2 + 93.9u(t) - 700)^2} \end{bmatrix}$$

As matrizes A e B depois do processo de linearização são discretizadas usando as técnicas *standard* [38]. Estas alterações são introduzidas no algoritmo de estimação desenvolvido no Matlab.

Note-se que as matrizes C e D se mantêm iguais uma vez que não houve qualquer alteração na equação do modelo de espaços de estados que lhes dá origem.

5.2 Resultados para o modelo com resistência de ligação variável

Como anteriormente exposto, ao considerar a variação da resistência de ligação vão conseguir-se resultados melhores na estimação usando EKF. À semelhança do que foi feito no capítulo 4, foram feitos testes ao algoritmo para diferentes perfis de corrente de descarga. Foram usadas as mesmas parametrizações e inicializações à exceção do valor de R_l .

O valor de R_l varia segundo a equação 5.1, sendo que no algoritmo o valor da resistência é saturado para valores inferiores a 200 Ω . Esta saturação é justificada pelo facto de que para resistência muito reduzidas o circuito começa a comportar-se como um paralelo de condensadores. Esse comportamento leva ao aumento do erro de estimação e em último caso à divergência do filtro.

5.2.1 Resultados para corrente de entrada contínua com resistência de ligação variável

De forma a verificar a diminuição do erro de estimação considerando R_l variável com a corrente foi reproduzido o teste de corrente contínua a 6.59 A.

Na figura 5.1a podem visualizar-se as curvas da tensão relativas à tensão medida, tensão estimada usando o modelo eléctrico isolado e tensão estimada usando o EKF. Em 5.1b pode visualizar-se que a tensão medida e a tensão estimada pelo filtro de Kalman se sobrepõem parcialmente, verificando-se assim o funcionamento pretendido com o uso do EKF.

Ao observar a figura 5.1a verifica-se que a curva de tensão resultante da estimação usando o modelo eléctrico isolado se afasta mais do valor medido comparativamente ao que acontecia, para a mesma corrente, na secção 4.8.1. Observando agora a figura 5.3 verifica-se que a curva do SOC estimado através do modelo se encontra mais próxima da curva de SOC estimada usando o *Coulomb Counting*. O modelo eléctrico tem como entrada apenas o valor da corrente de descarga. A partir desse valor e atendendo às inicializações feitas é estimado um valor de SOC que resulta numa estimação para tensão de saída. Ao contrário do que acontece no EKF, onde o SOC é recalculado tendo em conta a tensão que se quer atingir na saída, a tensão medida nos ensaios. Assim, ao considerar a resistência de ligação variável, determinada de forma a otimizar o tempo de descarga, é normal que o SOC estimado pelo modelo reaja de forma a se aproximar do SOC estimado pelo *Coulomb Counting*. O modelo eléctrico não tem qualquer controlo face à tensão de saída. Assim, o facto de a tensão não ser tão próxima da tensão medida não significa a ocorrência de um erro.

Na figura 5.2 pode ver-se a evolução do erro relativo da tensão no caso do uso do modelo eléctrico isolado e com o uso do EKF. Mais uma vez o erro médio relativo do modelo eléctrico é superior ao erro quando usado o EKF. Este é agora 0.003% diminuindo relativamente ao erro médio relativo, considerando a resistência de ligação constante.

Na tabela 5.1 encontram-se comparados os erros médios relativos resultantes da aplicação do EKF considerando $R_l = 360\Omega$ e R_l variável com o valor da corrente de descarga. Estes resultados são relativos ao teste ilustrado e a outro teste de corrente contínua. Em todos os testes efetuados verificou-se uma melhoria nos resultados quando considerada a resistência de ligação variável.

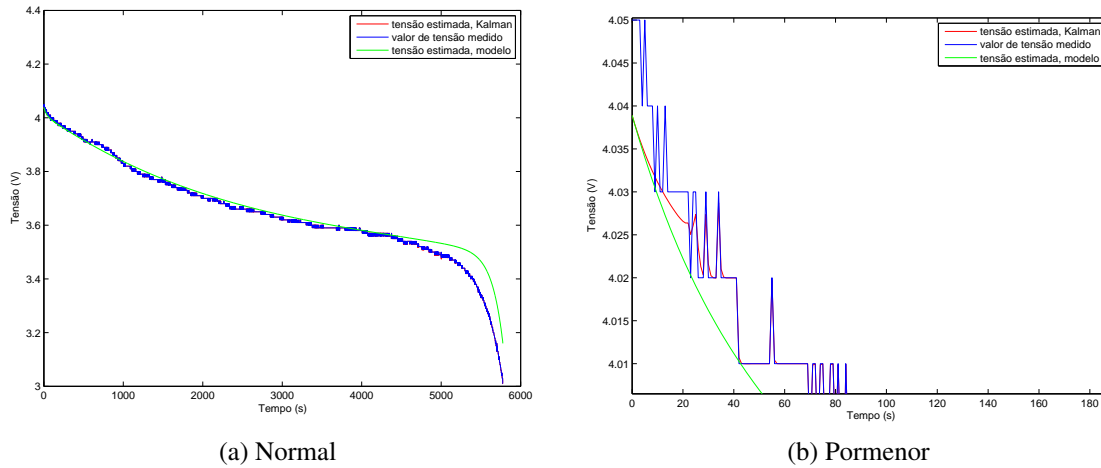


Figura 5.1: Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimada usando o EKF (vermelho) e Tensão estimada usando o modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A e com R_l variável

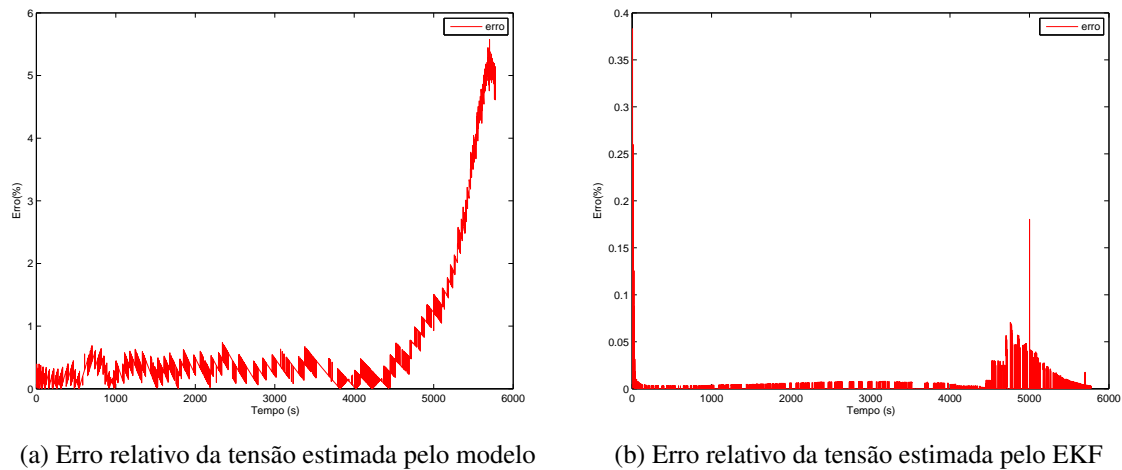


Figura 5.2: Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente contínua de 6.59A e com R_l variável

5.2.2 Resultados para corrente de entrada pulsada com resistência de ligação variável

De forma semelhante ao que aconteceu na secção 5.2.1, e com o objetivo de a verificar a diminuição do erro de estimação considerando R_l variável com a corrente, foi reproduzido o teste de corrente pulsada com amplitude média de 7.48 A e um *duty cycle* de 0.5.

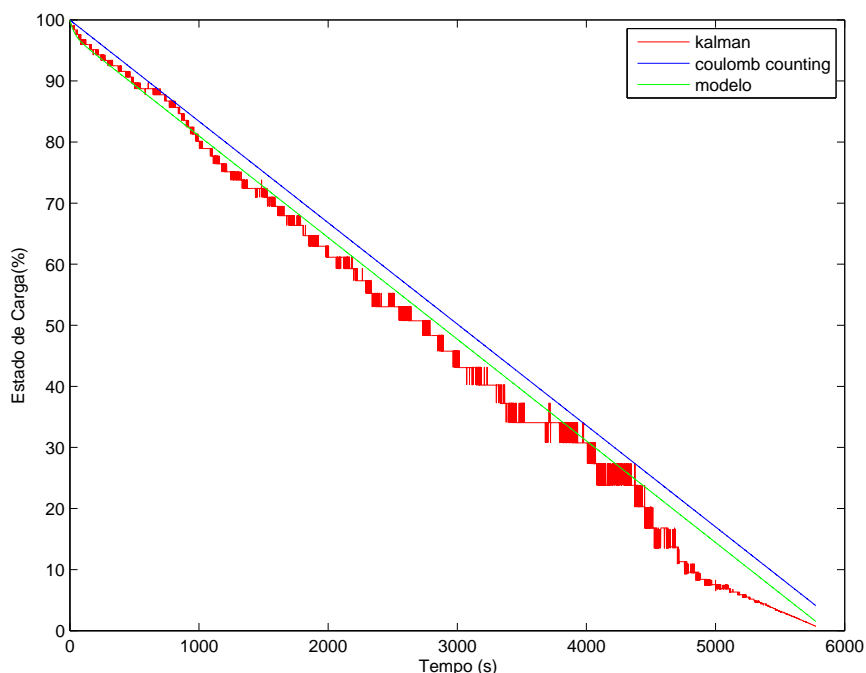


Figura 5.3: Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente contínua de 6.59A e com R_l variável

A figura 5.4a representa as curvas da tensão relativas à tensão medida, tensão estimada usando o modelo elétrico e tensão estimada usando o EKF. Na figura 5.4b pode verificar-se que a tensão estimada a partir do EKF se encontra parcialmente sobreposta à tensão medida.

Os erros relativos das tensões de cada método em relação à tensão medida encontram-se representados na figura 5.5. Visualizando a figura 5.5b pode verificar-se que aparentemente o erro de estimação da tensão usando o EKF é mais reduzido, neste caso com a resistência de ligação a variar com a corrente de descarga, tal como seria de prever.

Na tabela 5.2 encontram-se comparados os erros médios relativos deste e de outros testes em corrente pulsada, realizados considerando $R_l = 360\Omega$ e R_l variável com o valor da corrente de descarga. Através da análise aos resultados pode facilmente concluir-se que os resultados da estimação usando EKF melhoram na generalidade quando R_l é variável.

Na figura 5.6 encontram-se representadas as curvas do SOC resultantes da estimação a partir do *Coulomb Counting*, modelo elétrico e EKF para o teste com corrente pulsada. Verifica-se mais uma vez que o SOC estimado a partir do modelo elétrico, considerando R_l , é feito de forma a otimizar o tempo de descarga relativamente aos ensaios. O SOC é mais próximo do SOC estimado usando o *Coulomb Counting*. O SOC estimado pelo EKF é calculado de forma a cumprir os requisitos na tensão de saída, isto é, minimizar o erro entre a tensão estimada e a tensão medida. Assim, tal como se pode observar na figura, a sua curva apresenta mais oscilações.

Note-se ainda que ao contrário do que acontecia no capítulo 4, a utilização da resistência de

Corrente média (A)	Erro médio Relativo (%) para $R_l = 360\Omega$	Erro médio Relativo (%) para R_l variável
6.59	0.038	0.003
14.99	0.434	0.061

Tabela 5.1: Comparação entre erro médio relativo e erro máximo relativo obtido com a aplicação do EKF considerando a resistência de série 360Ω ou variável com o valor da corrente de descarga, corrente contínua

ligação variável faz o filtro convergir para todos os dados ensaiados, mesmo para valores de SOC reduzidos. No entanto, em ambos os testes e como se pode verificar nas figuras 5.2b e 5.5b o erro de estimação aumenta, embora pouco significativamente, nas últimas iterações. Isto é quando os valores do SOC são abaixo dos 20 %. Este aumento do erro é devido ao facto de a resistência série ser mais baixa do que o ideal. Lembra-se que em [43] foi provado que a mesma resistência aumenta quando o estado de carga é inferior a 20 %. O aumento do erro é, como já apontado, pouco significativo uma vez que a bateria na prática não funciona abaixo do SOC referido, pelo que esse aumento não é relevante.

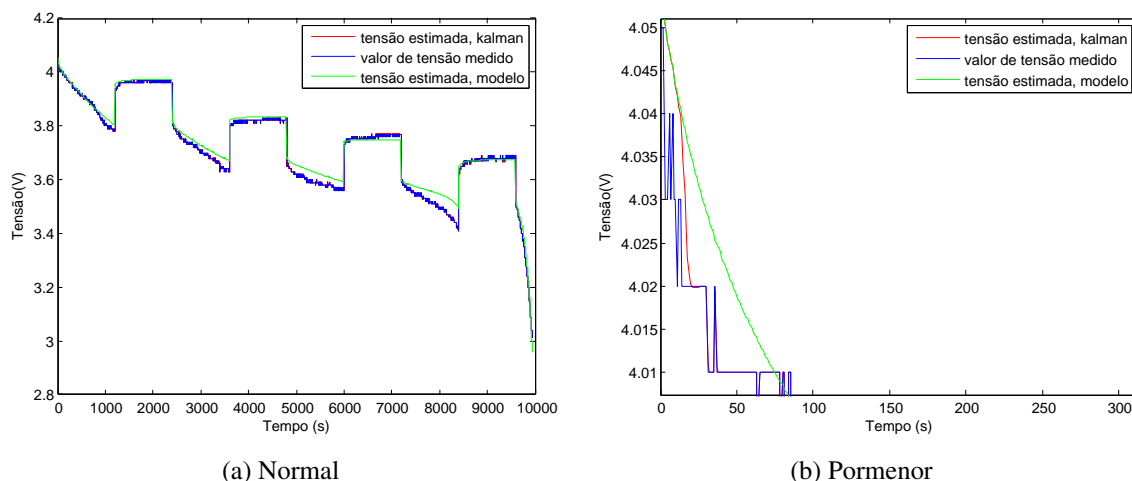


Figura 5.4: Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimada usando o EKF (vermelho) e Tensão estimada usando o modelo (verde) para uma corrente pulsada e com R_l variável

Corrente média (A)	Duty cycle	Erro médio Relativo (%) para $R_l = 360\Omega$	Erro médio Relativo (%) para R_l variável
7.48	0.5	0.036	0.004
2.185	0.5	0.102	0.003
10.995	0.27	0.594	0.007

Tabela 5.2: Comparação entre erro médio relativo e erro máximo relativo obtido com a aplicação do EKF considerando a resistência de série 360Ω ou variável com o valor da corrente de descarga, corrente pulsada

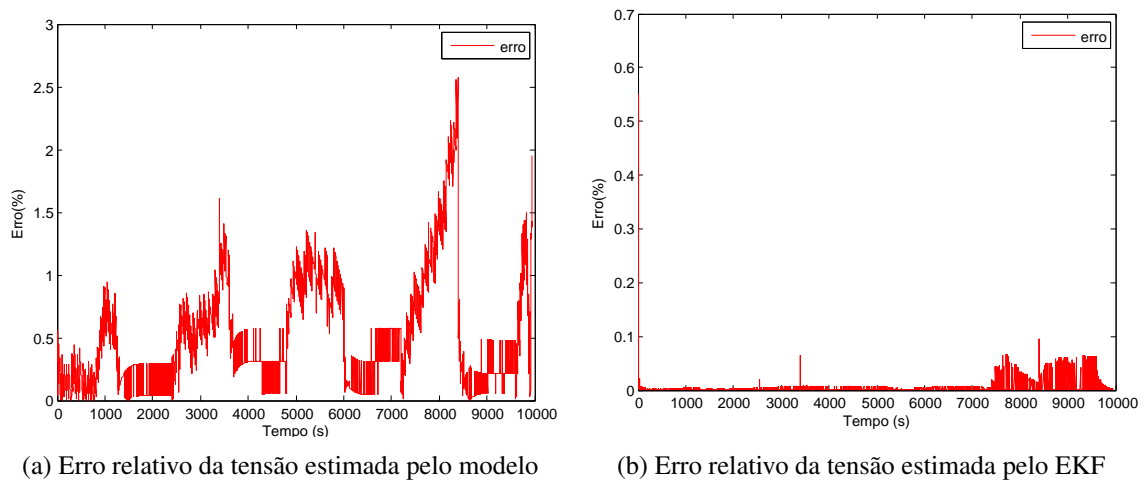


Figura 5.5: Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida com uma corrente pulsada e com R_l variável

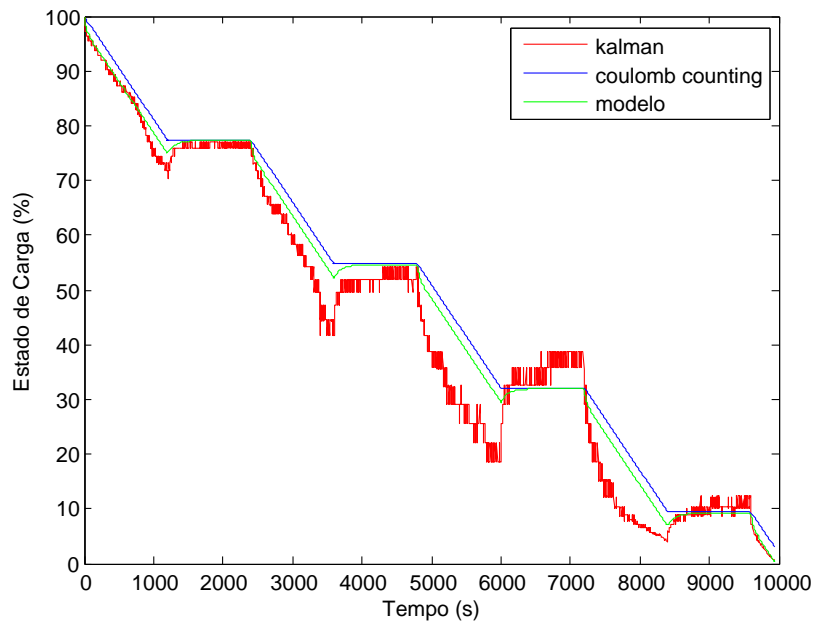


Figura 5.6: Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde) para uma corrente contínua pulsada e com R_l variável

5.3 Comparação com outros algoritmos de estimação usando o EKF

De forma a comparar os erros da estimação efetuada usando EKF a resultados de outros autores são apresentados na tabela 5.3 os erros máximos e médios relativos de todos os testes realizados, considerando R_l variável. Na tabela 5.4 é reproduzida a informação apresentada no capítulo 2 relativa aos erros de estimação mas agora relativos apenas ao método EKF.

Ao comparar os resultados obtidos na presente dissertação e os resultados de outros autores,

pode concluir-se que o modelo desenvolvido leva em regra a melhores estimações. Nos testes efetuados o erro médio e máximo relativo é sempre inferior aos tomados como referência.

Corrente média (A)	Perfil	Erro médio Relativo (%)	Erro máximo relativo (%)
6.59	Constante	0.003	0.383
14.99	Constante	0.061	1.74
2.185	Pulsada	0.003	1.37
7.48	Pulsada	0.004	0.540
10.995	Pulsada	0.007	0.784

Tabela 5.3: Erros de estimação do SOC resultantes da aplicação do EKF

Método	Autor	Ano	Erro
EKF	P.Shi	2006	Máximo <4%
EKF combinado redes neuronais	M. Charkhgard	2010	Médio 3%

Tabela 5.4: Erros de estimação de SOC usando o método EKF, outros autores(adaptado de [3])

5.4 Conclusões

Conclui-se que a alteração do algoritmo de forma a considerar a variação da resistência de ligação em função da corrente de descarga no caso do EKF, se traduz numa redução do erro relativo da tensão estimada e tensão medida tal como era pretendido. O filtro converge para todos os valores ensaiados à exceção do que acontecia no capítulo 4.

Ao comparar os resultados obtidos na dissertação com os resultados obtidos por outros autores verifica-se que o modelo desenvolvido estima com menor erro o valor do SOC.

Capítulo 6

Percurso teste

No capítulo 5 foi verificado que o algoritmo do EKF, desenvolvido na presente dissertação, converge e dá origem a estimacões com erro relativo reduzido. Estas conclusões foram tiradas a partir de testes realizados para correntes constantes e pulsadas.

Importa agora comprovar que o algoritmo desenvolvido é robusto e pode ser usado na estimacão do estado de carga de um veículo elétrico. O perfil de correntes exigido, é em regra variável de forma a cumprir as exigências de potência.

Neste capítulo são normalizados dados de um percurso típico do *New European Driving Cycle* (NEDC) de forma a obter um perfil de corrente que, em seguida, é usado num ensaio prático à bateria. Os valores obtidos no ensaio são usados como entradas no algoritmo do EKF e permitem verificar o seu comportamento.

6.1 *New European Driving Cycle*

Os NEDC representam percursos típicos de carros na Europa. Estes testes são feitos com o intuito principal de calcular níveis de emissão de gases, como CO_2 , e economia do combustível [45].

Os testes são realizados em condições específicas, ruas planas, sem vento e temperaturas típicas de 25°C. Segundo [45], há três tipos de percursos NEDC.

- Urbanos (ECE)

Estes percursos são concebidos para representar condições de condução típicas de cidades europeias ocupadas. São caracterizados por baixa carga do motor, baixas temperaturas dos gases de escape e uma velocidade máxima de 50km/h. O ciclo termina aos 195s depois de uma distância teórica percorrida de 1017 metros. É repetido 4 vezes, resultando num total de 780s (13 minutos) e uma distância teórica de 4067 metros com uma velocidade média de 18.77 km/h.

- Extra Urbanos (EUDC)

Concebidos para representar modos de condução mais agressivos e com altas velocidades. A velocidade máxima do teste é de 120km/h podendo ser limitada a 90km/h para veículos de baixa potência. A duração total do teste é de 400 s (6 minutos e 40 segundos) e a distância teórica percorrida de 6956 metros sendo a velocidade média 62.6 km/h .

- Combinados

Resulta da combinação de percursos urbanos e extra urbanos. O tempo total é de 1180 s com velocidade média de 33.6km/h e uma distância teórica de 11023 metros. Pode ser cotado para 1220s incluindo 40s iniciais em que o veículo está parado e o motor desligado.

O *design* base do percurso foi feito a pensar em veículos de combustão. No entanto, podem ser usados para estimar o consumo de energia elétrica e autonomia da bateria em EVs.

6.2 Normalização

Na dissertação foi considerado um percurso combinado. Os dados relativos a esse percurso encontram-se no Anexo C [46]. As potências são normalizadas de forma a obter a corrente de descarga a ser aplicada à bateria. São assumidos 100V no barramento de corrente contínua e 2 packs de baterias em paralelo.

Note-se ainda que na tabela presente no Anexo C estão representadas correntes negativas, no ensaio prático essas correntes negativas são assumidas como nulas uma vez que não é simulada a regeneração de energia.

6.3 Resultados

6.3.1 Ensaio prático

Os ensaios práticos foram realizados da mesma forma que os ensaios em corrente constante e pulsada, descritos no capítulo 3.

De igual forma, a programação do ensaio a realizar e o armazenamento de dados foi feito a partir da função de testes de bateria do programa PV8500. A corrente de descarga a usar está representada na figura 6.1 e resultou da normalização dos dados de potência.

6.3.2 Resultados do algoritmo

O algoritmo foi inicializado em concordância com os valores calculados no capítulo 4. Na figura 6.2 pode observar-se a evolução das curvas de tensão. Tal como acontecia nos capítulos anteriores, a tensão estimada pelo modelo é mais distante da tensão medida. A tensão estimada pelo EKF sobrepõe-se parcialmente aos valores de tensão medidos no decorrer do ensaio prático. Na figura 6.2b podem ver-se em pormenor as curvas das tensões.

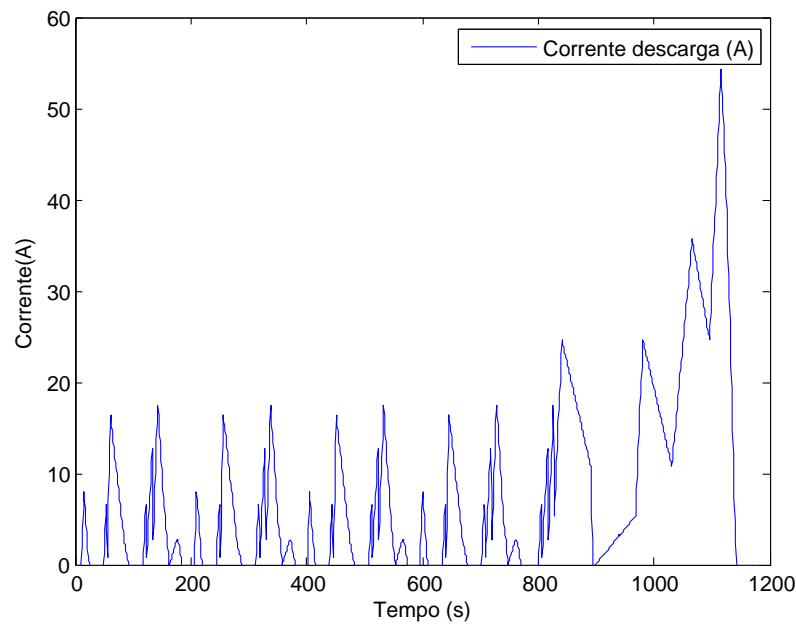


Figura 6.1: Perfil de corrente de descarga para percurso

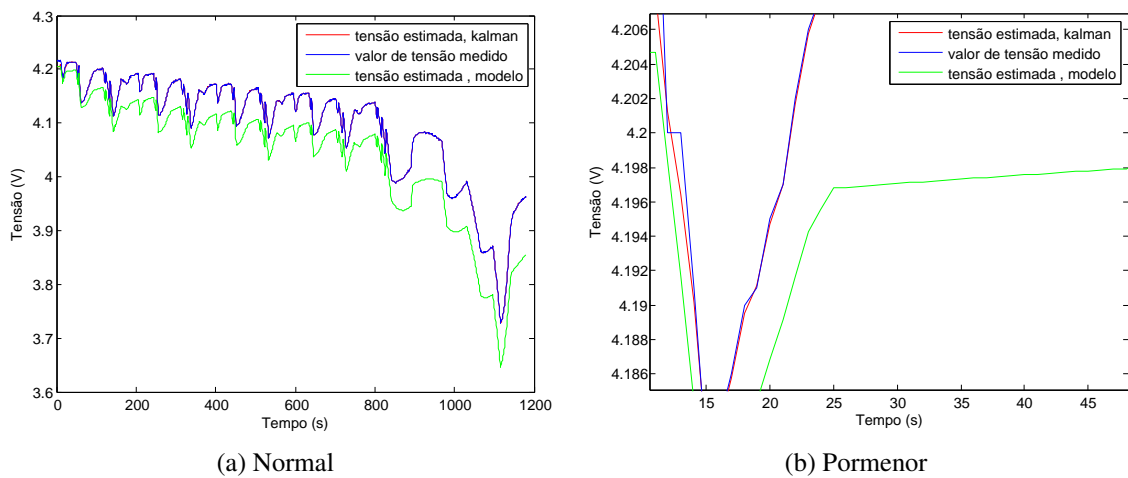
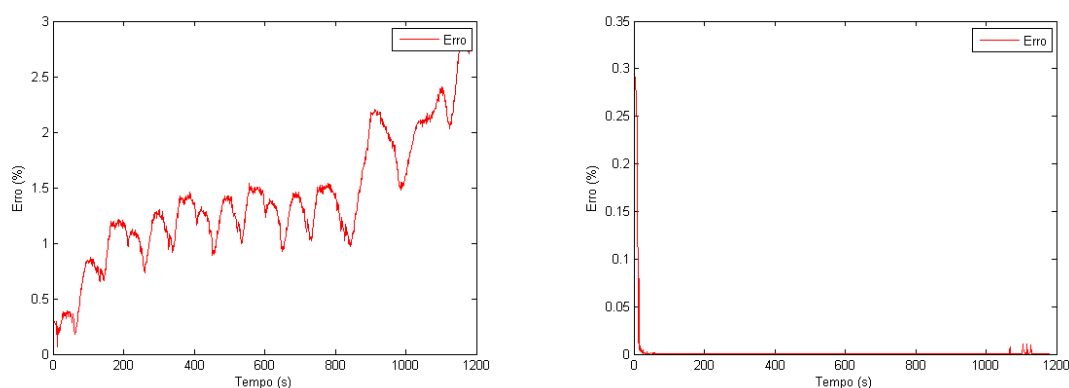


Figura 6.2: Comparação entre valores da Tensão medidos (azul), Tensão estimado usando o EKF (vermelho) e Tensão estimado usando o modelo (verde), percurso

Para avaliar quantitativamente tanto o modelo elétrico com o EKF foram calculados os erros relativos das tensões estimadas por cada algoritmo em comparação com a tensão medida. Na figura 6.3 pode observar-se a evolução do erro relativo para ambos os casos.

No caso do modelo elétrico, o erro oscila consoante a corrente de descarga exigida.

No caso do EKF, o erro relativo é mais elevado nas primeiras iterações correspondentes ao tempo que o filtro demora a convergir. O erro aumenta, embora pouco significativamente, quando são exigidas as correntes de descarga mais agressivas resultantes do sub-percurso EUDC.



(a) Erro relativo da tensão estimada pelo modelo

(b) Erro relativo da tensão estimada pelo EKF

Figura 6.3: Erro relativo da tensão estimada pelo modelo e estimada pelo EKF em relação à tensão medida, percurso

Os valores máximos e médios do erro são apresentados na tabela 6.1. Através da análise dessa tabela conclui-se que utilização do EKF leva a erros de estimação mais reduzidos.

Método de estimação	Erro médio(%)	Erro máximo (%)
modelo elétrico	1.137	2.827
EKF	0.003	0.312

Tabela 6.1: Comparação entre erros médio e máximo para o teste do percurso

Uma vez que o intuito da dissertação é a estimação do SOC importa avaliar qualitativamente este parâmetro, uma vez que a sua medição direta não é possível.

Na figura 6.4 encontram-se representadas as curvas de estimação do SOC. Importa relembrar que o SOC estimado a partir do modelo elétrico e EKF dizem respeito à percentagem de carga disponível para o uso, enquanto que o SOC estimado a partir do *Coulomb Counting* diz respeito à percentagem de carga total restante na bateria. Assim, em regra, os valores do SOC estimados a partir do modelo têm de ser inferiores aos estimados usando *Coulomb Counting*, uma vez que a carga disponível é inferior à carga total. Este funcionamento verifica-se no caso concreto do percurso.

No EKF o SOC é estimado de forma a cumprir os requisitos de tensão, isto é aproximar com menor erro os valores de tensão estimados aos valores de tensão medidos no ensaio prático. Assim, como se verifica na figura é normal que os valores de SOC oscilem. O seu valor não tem necessariamente de ser menor que o SOC estimado pelo *Coulomb Counting* como é o caso. Pela observação da curva de tensão pode verificar-se que a bateria está ligeiramente sobrecarregada essa sobrecarga reflete-se na curva do SOC que inicialmente é maior que 100% de forma a que a curva de tensão seja aproximada com erro menor. É esta estimação de SOC que é quantitativamente melhor porque se traduz em erros mais reduzidos.

Com a realização deste teste pode concluir-se que a estimação usando EKF é robusta pelo que é provável que se obtenham boas estimações ao aplicar este algoritmo em diagnóstico em tempo real, desde que o sistema de aquisição dos parâmetros de entrada seja igualmente robusto.

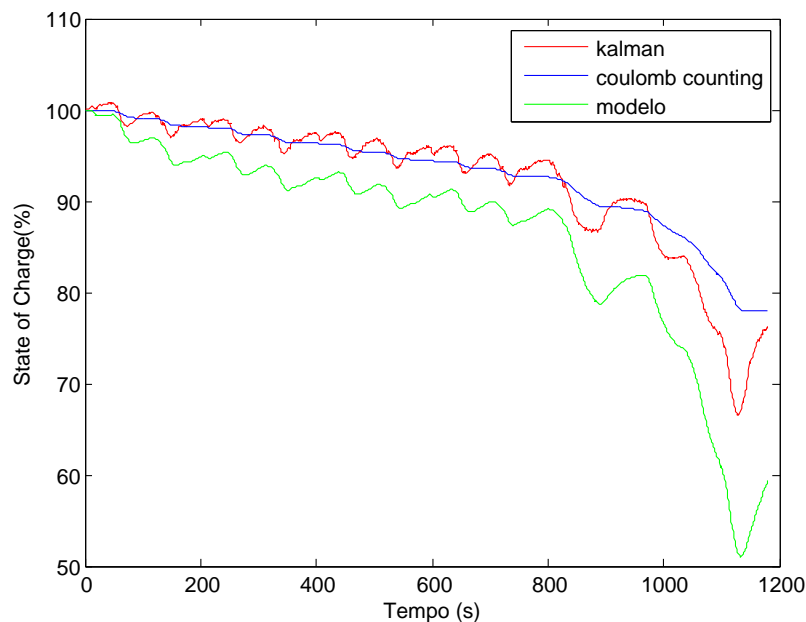
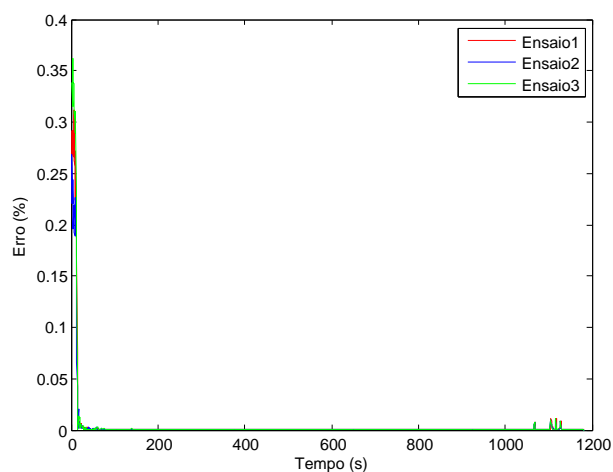


Figura 6.4: Comparação entre valores da SOC obtido por Coulomb Counting (azul), Soc estimado pelo EKF (vermelho) e SOC estimado pelo modelo (verde), percurso

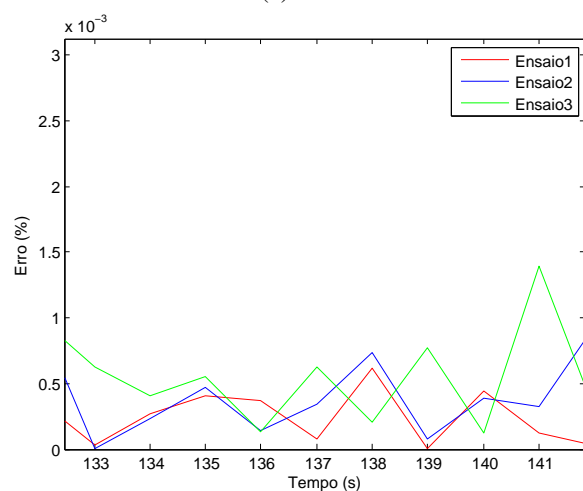
6.4 Validação dos resultados

De forma a confirmar os resultados obtidos anteriormente para o percurso de teste foram feitos três ensaios práticos para o mesmo perfil de corrente. O algoritmo desenvolvido foi aplicado a esses ensaios. Na figura 6.5 são representados os erros relativos da tensão estimada usando o EKF em relação à tensão medida resultantes de cada um dos ensaios. Note-se o bom comportamento do filtro nos três casos, mostrando que os resultados acima apresentados não resultam de uma mera coincidência mas sim de uma boa parametrização, inicialização e construção do algoritmo de estimação.

Na tabela 6.2 são apresentados e comparados os erros máximo, médio e desvio padrão resultantes da aplicação do algoritmo do EKF a cada um dos ensaios práticos. Os valores são diferentes uma vez que as condições de teste variam (temperatura, aquecimento, tensão inicial da bateria, envelhecimento entre outras). Ainda assim, como se pode observar a estimação conduz a erros reduzidos em todos os casos. Como se pode verificar o desvio padrão é baixo indicando que os dados tendem a estar próximos da média.



(a) Erro relativo



(b) Erro relativo pormenor

Figura 6.5: Erro relativo da tensão estimada pelo EKF em cada um dos ensaios

	Ensaio1	Ensaio2	Ensaio3	Total dos Ensaios
Erro máximo (%)	0.312	0.362	0.268	0.362
Erro médio (%)	0.003	0.004	0.003	0.003
Desvio padrão	0.027	0.032	0.022	-

Tabela 6.2: Tabela comparativa dos erros obtidos com aplicação do algoritmo aos 3 ensaios práticos

6.5 Conclusões

Conclui-se que o algoritmo de estimação desenvolvido é robusto, sendo que o erro máximo obtido nos testes do percurso foi de 0.362%. O estudo estatístico feito para três ensaios práticos vem demonstrar que os bons resultados não são uma mera coincidência. Com base nesta conclusão

é esperado que o mesmo algoritmo de estimação seja possível de aplicar em diagnóstico em tempo real.

Capítulo 7

Conclusões e Trabalho Futuro

7.1 Satisfação dos Objetivos

Os requisitos principais desta dissertação envolviam, em termos gerais, o desenvolvimento de uma função BMS para estimação do estado de carga (SOC) de cada uma das células de uma bateria. O algoritmo devia ser passível de ser implementado em tempo real sendo que a intenção é usar a bateria num VE.

Depois de definidos os requisitos principais foi feito um estudo teórico relativo a baterias, BMS e métodos de estimação de SOC. Muitos dos métodos de estimação requerem a utilização de um modelo da bateria pelo que o mesmo tema foi também estudado.

Com base no conteúdo estudado e nos requisitos impostos, nomeadamente o facto de a bateria ter um comportamento não linear, escolheu-se como método de estimação o filtro de *Kalman* estendido (EKF). A bibliografia aponta para que este método seja aquele que conduz a erros de estimação mais reduzidos.

O algoritmo impõe a utilização de um modelo da bateria pelo que foi usado, para esse efeito, um modelo elétrico deduzido a partir do modelo da difusão. A partir das equações não lineares que descrevem o modelo, foi construído o modelo em espaço de estado. Seguiu-se a parametrização e inicialização das variáveis relativas ao modelo elétrico e ao *design* do filtro. Contrariamente do que acontece no KF linear no EKF, estas inicializações e parametrizações são muito importantes, e têm de ser próximas dos valores verdadeiros. Más parametrizações e inicializações podem levar à divergência do filtro.

O algoritmo do EKF, construído em Matlab, foi testado com diferentes perfis de corrente. Os resultados obtidos comprovaram o bom funcionamento do filtro para correntes contínuas e correntes pulsadas. Verificou-se ainda que a estimação usando este método apresenta um menor erro médio relativo do que a estimação usando o modelo elétrico isolado. No entanto, o algoritmo foi interrompido antes de ser feita a estimação para todos os dados relativos ao ensaio prático, uma vez que o modelo EKF começa a divergir quando são atingidos valores de SOC muito reduzidos.

De forma a otimizar o algoritmo, e evitar esse comportamento, o mesmo foi alterado de forma a considerar a variação da resistência de ligação em função da corrente de descarga. Essa variação

traduz-se no caso do EKF, numa redução do erro relativo entre a tensão estimada e tensão medida, tal como era de pretendido. O filtro converge para todos os valores ensaiados à exceção do que acontecia no capítulo 4.

Da comparação dos resultados obtidos na dissertação com resultados obtidos por outros autores verifica-se que o modelo desenvolvido estima com menor erro o valor do SOC.

Conclui-se ainda que, depois de testes feitos usando dados NEDC, que o algoritmo de estimação desenvolvido é robusto sendo que o erro máximo obtido foi de 0.362%. O estudo estatístico, feito para três ensaios práticos, vem demonstrar que os bons resultados não são uma mera coincidência uma vez que para ambos o filtro tem um bom comportamento e resulta numa boa estimação. Com base nesta conclusão e no conceito do próprio EKF é esperado que o mesmo algoritmo de estimação seja possível de aplicar à estimação do SOC de baterias em tempo real.

De forma a fazer uma análise de cenário ao algoritmo desenvolvido foi aplicada a análise SWOT. Os resultados encontram-se na figura 7.1. Assim pode constatar-se que os objetivos para a dissertação foram cumpridos, no entanto a solução proposta pode ainda ser melhorada.

Positivo	Negativo
Forças	Fraquezas
<ul style="list-style-type: none"> - Estima o SOC com um erro médio e máximo muito reduzido comparativamente a valores obtidos por outros autores; - Bom comportamento quando pedida uma corrente normalizada de um percurso NEDC. 	<ul style="list-style-type: none"> - Não considera o envelhecimento da bateria.
Oportunidades	Ameaças
<ul style="list-style-type: none"> - Pode ser aplicado em tempo real; - Pode ser integrado no BMS de um VE; - Ao mesmo modelo de espaço de estados ser aplicado um filtro de Kalman estendido duplo, de forma a considerar o envelhecimento da bateria. 	<ul style="list-style-type: none"> - As inicializações estão dependentes de software desenvolvido por outras entidades.

Figura 7.1: Análise SWOT do algoritmo desenvolvido

7.2 Trabalho Futuro

Como já foi referido a estimação do SOC é um fator chave para um bom funcionamento da bateria. Assim, e embora os objetivos da dissertação tenham sido cumpridos, o algoritmo desenvolvido pode ser melhorado de forma a colmatar as fraquezas identificadas na análise SWOT.

As baterias perdem parte da sua capacidade a cada ciclo de descarga, a esse fenómeno dá-se o nome de envelhecimento. De forma a prever com maior precisão o SOC da bateria é necessário ter em conta este fenómeno. A partir do mesmo modelo de espaço de estados pode ser desenvolvido

no futuro um filtro de *Kalman* estendido duplo, que tanto estime o SOC como atualize a resistência série da bateria.

Uma vez que é possível de implementar em tempo o algoritmo desenvolvido pode também ser adaptado de forma a ser implementado num microcontrolador. Note-se que a par desta implementação é necessário desenvolver um sistema de aquisição preciso uma vez que a precisão das medições da tensão terminal e corrente são os principais parâmetros que influenciam o filtro.

Anexo A

Montagem para os ensaios práticos à bateria

No presente anexo podem ser visualizadas figuras da montagem prática efetuada de forma a fazer os ensaios as baterias.

Como se pode observar foram usados cabos com secção grande de forma a suportar as correntes de descarga exigidas, principalmente no percurso teste.

Na figura [A.1](#) pode visualizar-se em pormenor a ligação dos terminais da bateria ao cabo.

Da figura [A.2a](#) para a [A.2b](#) pode verificar-se a passagem de corrente pela carga elétrica.

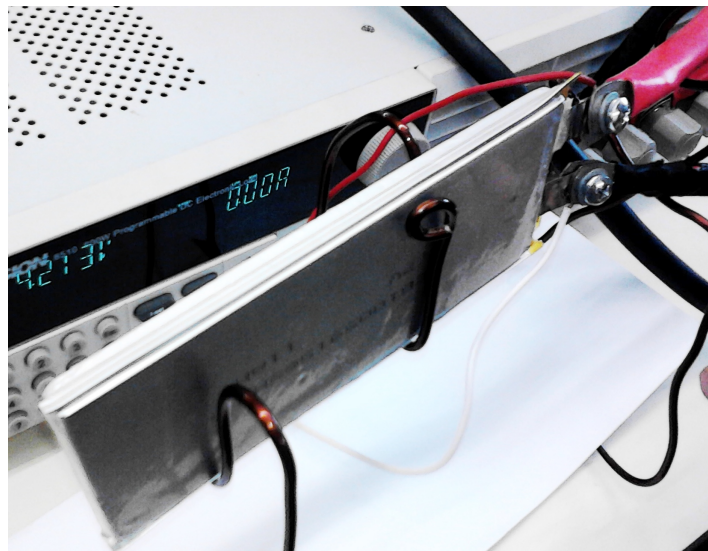
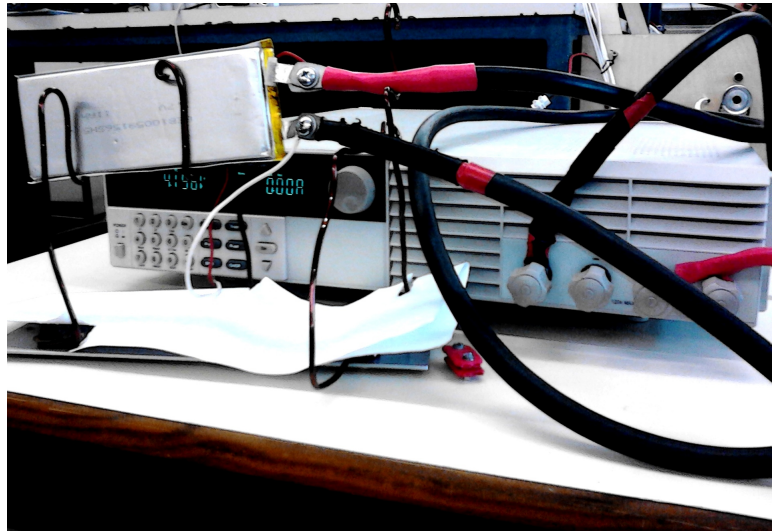
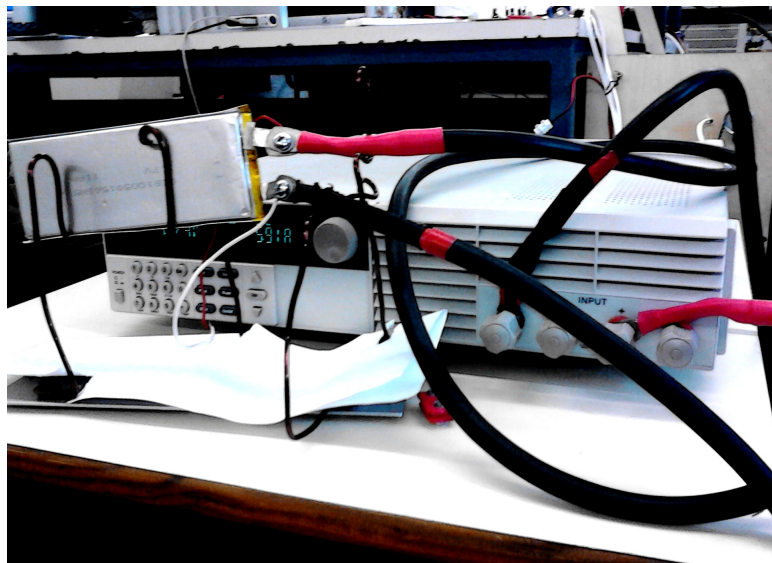


Figura A.1: Visão das ligações aos terminais da bateria



(a) Corrente de descarga 0A



(b) Corrente de descarga 5.91A

Figura A.2: Montagem usada no ensaio prático à bateria

Anexo B

Códigos fonte

No presente anexo encontra-se representado o código Matlab do algoritmo desenvolvido para a aplicação do modelo elétrico e EKF. É apresentado o código final isto é considerando a resistência de ligação variável.

B.1 Código fonte do algoritmo considerando a resistência de ligação variável

```
1
2 [L,M]= xlsread('ficheiro1.xlsx'); %importar os dados do ensaio
   pratico
3 i=L(:,3); % guardar no vetor a corrente dos dados do ensaio
   pratico
4 Vo=L(:,2); % guardar no vetor a tensao terminal dos dados do
   ensaio pratico
5 c1=(1-0.2015); %inicializar
6 c2=(0.2015);%inicializar
7 Rs=0.02;
8 fimensaio=length(L); %tamanho do vetor
9 T=1;
10 k=100/(11*3600);
11
12 % coeficientes de VOC(SOC)
13 a=-0.2402;
14 b=0.4438;
15 c=5.358*10^(-7);
16 d=-3.349*10^(-5);
17 e=0.003508;
18 f=3.653;
```

```

19
20 % Inicializar o primeiro estado e matriz de covariancia
21
22 P_est=[1 0; 0 1];
23 X_est=[(11*3600) (11*3600)]';
24
25 % Estimar o primeiro valor do modelo eletrico
26
27 %saturar a resisestencia de ligacao
28     if (i(1)>7 & i(1)<35)
29         Rl=200;
30         At=[ -(1/(Rl*c1)) (1/(Rl*c1));
31             (1/(Rl*c2)) -(1/(Rl*c2)) ];
32
33         Bt=[0;
34             -1/c2 ];
35
36     else
37         At=[ 1/(c1*((341*i(1)^3)/10000 - (3419*i(1)^2)/1000 +
38             (939*i(1))/10 - 700)), -1/(c1*((341*i(1)^3)/10000 -
39             (3419*i(1)^2)/1000 + (939*i(1))/10 - 700));
40             -1/(c2*((341*i(1)^3)/10000 - (3419*i(1)^2)/1000
41             + (939*i(1))/10 - 700)), 1/(c2*((341*i(1)^3)/
42             10000 - (3419*i(1)^2)/1000 + (939*i(1))/10 -
43             700)) ];
44
45         Bt=[ -((X_est(1) - X_est(2))*((1023*i(1)^2)/10000 -
46             (3419*i(1))/500 + 939/10))/(c1*((341*i(1)^3)/10000 -
47             (3419*i(1)^2)/1000 + (939*i(1))/10 - 700)^2);
48             ((X_est(1) - X_est(2))*((1023*i(1)^2)/10000 - (3419*
49             i(1))/500 + 939/10))/(c2*((341*i(1)^3)/10000
50             - (3419*i(1)^2)/1000 + (939*i(1))/10 -
51             700)^2) - 1/c2 ];
52
53     end;
54
55 Ct=[0 -b*k*a*exp(1-b*X_est(2,:)*k)+3*c*k^3*((X_est(2,:))^2)+2*d*
56     k^2*X_est(2,:)+e*k];
57 X_e=[(11*3600) (11*3600)]';
58 Dt=-Rs;
59

```



```

48 %Discretizar as matrizes
49
50 [A,B]=c2d ( At , Bt , T ) ;
51 C=Ct ;
52 D=Dt ;
53
54 %Estimar o SOC e Tensao Terminal
55
56 X_model=A*X_e+B*i ( 1 ) ;
57
58 X_e=X_model ;
59
60 soc_model ( 1 ) = (( X_e ( 2 , : ) * 100 ) / ( 11 * 3600 ) ) ;
61
62 V_model ( 1 ) = a * exp ( 1 - b * soc_model ( 1 ) ) + c * ( soc_model ( 1 ) ^ 3 )
63 + d * ( soc_model ( 1 ) ^ 2 ) + e * soc_model ( 1 ) + f - Rs * i ( 1 ) ;
64 % calculo do erro
65
66 Erro_modelo ( 1 ) = ( abs ( Vo ( 1 ) - V_model ( 1 ) ) / Vo ( 1 ) ) * 100 ;
67
68 %Estimacao do SOC e tensao terminal para todos os valores do
    ensaio pratico
69 for it=2:fimensaio
70     % time update
71     %saturar a resistencia de ligacao
72     if ( i ( it ) > 7 & i ( it ) < 35 )
73         Rl=200;
74         At=[ -(1/(Rl*c1)) (1/(Rl*c1));
75             (1/(Rl*c2)) -(1/(Rl*c2)) ];
76         Bt=[0;
77             -1/c2 ];
78
79     else
80         At=[ 1/(c1*((341*i(it)^3)/10000 - (3419*i(it)^2)/1000 +
81             (939*i(it))/10 - 700)), -1/(c1*((341*i(it)^3)/10000 -
82             (3419*i(it)^2)/1000 + (939*i(it))/10 - 700));
83             -1/(c2*((341*i(it)^3)/10000 - (3419*i(it)^2)/
84             /1000 + (939*i(it))/10 - 700)), 1/(c2*((341*i
85             (it)^3)/10000 - (3419*i(it)^2)/1000 + (939*i(
86             it))/10 - 700))];

```

```

82
83      Bt=[-((X_e(1) - X_e(2))*((1023*i(it)^2)/10000 - (3419*i
            (it))/500 + 939/10))/(c1*((341*i(it)^3)/10000 -
            (3419*i(it)^2)/1000 + (939*i(it))/10 - 700)^2);
84      ((X_e(1) - X_e(2))*((1023*i(it)^2)/10000 - (3419*i(it)
            )/500 + 939/10))/(c2*((341*i(it)^3)/10000 -
            (3419*i(it)^2)/1000 + (939*i(it))/10 - 700)^2) -
            1/c2];
85
86      end;
87
88      X_model=A*X_e+B*i(it);
89
90      X_e=X_model;
91      soc_model(it)=(X_e(2,:)*100)/(11*3600);
92
93      V_model(it)=a*exp(1-b*soc_model(it))+c*(soc_model(it)^3)
94      +d*(soc_model(it)^2)+e*soc_model(it)+f -Rs*i(it);
95
96      %calcula o erro
97      Erro_modelo(it)=(abs(Vo(it)-V_model(it))/Vo(it))*100;
98
99      end;
100
101      for n=1:fimensaio
102
103          %Prever o estado
104          X_prev=A*X_est+B*i(n);
105
106          %Inicializar as matrizes Q e R
107
108          Q=[1.2 0;0 1.2];
109          R=0.12;
110
111          %Prever o erro de covariancia
112          P_prev=A*P_est*A'+Q;
113
114          % Calculo do ganho Kalman
115          Gain=(P_prev*C')/(C*P_prev*C'+R);
116

```

```

117
118     VO_prev(n)=a*exp(1-b*k*(X_prev(2)))+c*(k*X_prev(2))^3
119         +d*((X_prev(2))*k)^2+e*(X_prev(2)*k)+
120         f -Rs*i(n);
121
122     Delta(n)=(Vo(n)-VO_prev(n));
123
124     % atualizar o estado
125     X_est=X_prev+Gain*Delta(n);
126
127     % calculo do SOC
128     soc(n)=((X_est(2,:) *100)/(11*3600));
129
130     %atualizar as matrizes A,B,C,D
131     %saturar a resistencia de ligacao
132     if (i(n)>7 & i(n)<35)
133         Rl=200;
134         At=[ -(1/(Rl*c1)) (1/(Rl*c1));
135             (1/(Rl*c2)) -(1/(Rl*c2)) ];
136         Bt=[0;
137             -1/c2 ];
138     else
139         At=[ 1/(c1*((341*i(n)^3)/10000 - (3419*i(n)^2)
140             /1000 + (939*i(n))/10 - 700)), -1/(c1*((341*i(n)^3)/10000 - (3419*i(n)^2)/1000 + (939*i(n))/10 - 700));
141             -1/(c2*((341*i(n)^3)/10000 - (3419*i(n)^2)/1000 + (939*i(n))/10 - 700)), 1/(
142             c2*((341*i(n)^3)/10000 - (3419*i(n)^2)/1000 + (939*i(n))/10 - 700))];
143
144         Bt=[-((X_est(1) - X_est(2))*((1023*i(n)^2)/10000
145             - (3419*i(n))/500 + 939/10))/(c1*((341*i(n)^3)/10000 - (3419*i(n)^2)/1000 + (939*i(n))/10 - 700)^2);
146             ((X_est(1) - X_est(2))*((1023*i(n)^2)/10000
147             - (3419*i(n))/500 + 939/10))/(c2*((341*i(n)^3)/10000 - (3419*i(n)^2)/1000 + (939*i(n))/10 - 700)^2) - 1/c2];

```

```

144     end;
145
146 %atualizar em cada ponto a matriz Ct
147     Ct=[0 -b*k*a*exp(1-b*X_est(2,:)*k)+3*c*k^3*(X_est(2,:)^2)
148         +2*d*k^2*X_est(2,:)+e*k];
149     [A,B]=c2d(At,Bt,T);
150     C=Ct;
151 %calculo do erro de covariancia
152     P_est= (1-Gain*C)*P_prev;
153
154 %estimacao da tensao terminal
155     V_final(n)=a*exp(1-b*soc(n))+c*(soc(n)^3)+d*(soc(n)^2)+e*soc(
156         n)+f -Rs*i(n);
157
158     Erro(n)= (abs(Vo(n)-V_final(n))/Vo(n))*100; %calculo do erro
159
160     l(n)=n-1;
161
162     end;
163
164     SOC_REAL=L(:,5);
165
166 figure(1)
167 plot(1, soc, 'r');
168 hold on
169 plot(1,SOC_REAL);
170 plot(1, soc_model, 'g');
171 legend('kalman', 'coulomb counting', 'modelo');
172 xlabel('Tempo (s)')
173 ylabel('Estado de Carga (%)')
174
175 figure(2)
176 plot(1, V_final, 'r');
177 hold on
178 plot(1,Vo);
179 plot(1,V_model, 'g');
180 legend('tensao estimada, kalman', 'valor de tensao medido', '
181     tensao estimada, modelo');
182 xlabel('Tempo (s)')

```

```
182 ylabel ( 'Tensao(V) ' )
183
184 figure (3)
185 plot(1 , i );
186 legend ( 'Corrente descarga (A) ' );
187 xlabel ( 'Tempo (s) ' )
188 ylabel ( 'Corrente(A) ' )
189
190 figure (4)
191 plot(1 , Erro , 'r' );
192 legend ( 'erro ' );
193 xlabel ( 'Tempo (s) ' )
194 ylabel ( 'Erro(%) ' )
195
196 figure (5)
197 plot(1 , Erro_modelo , 'r' );
198 legend ( 'erro ' );
199 xlabel ( 'Tempo (s) ' )
200 ylabel ( 'Erro(%) ' )
```


Anexo C

Dados NEDC

Neste anexo são apresentados os dados NEDC, a potência resultante do cálculo da potência de tração resultantes da análise dinâmica do veículo e as normalização feitas para obter a corrente.

C.1 Dados para o percurso

Na tabela [C.1](#) estão representados os dados anteriormente enumerados.

	t (s)	v (km/h)	Ptração (W)	Ibarramento (A)	Icélula (A)
ECE1	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0
	11	0	0	0	0
	15	15	4841,92	48,41	8,06
	23	15	501,65	5,01	0,83
	25	10	-1619,90	-16,19	-2,69
	28	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	44	0	0	0	0
	49	0	0	0	0
	54	15	3973,87	39,73	6,62
	56	15	501,65	5,01	0,83
	61	32	9852,80	98,52	16,42
	85	32	1457,74	14,57	2,42
	93	10	-1812,80	-18,12	-3,02
	96	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	112	0	0	0	0
	117	0	0	0	0
	122	15	3973,87	39,73	6,62
	124	15	501,65	5,01	0,83
	133	35	7690,23	76,90	12,81

	135	35	1688,86	16,88	2,81
	143	50	10447,52	104,47	17,41
	155	50	3213,72	32,13	5,35
	163	35	-3374,79	-33,74	-5,62
	176	35	1688,86	16,88	2,81
	178	35	1688,86	16,88	2,81
	185	13,07	-2736,19	-27,36	-4,56
	188	0	-4397,67	-43,97	-7,32
	195	0	0	0	0
ECE2	201	0	0	0	0
	206	0	0	0	0
	210	15	4841,92	48,41	8,06
	218	15	501,65	5,01	0,83
	220	10	-1619,90	-16,19	-2,69
	223	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	239	0	0	0	0
	244	0	0	0	0
	249	15	3973,87	39,73	6,62
	251	15	501,65	5,01	0,83
	256	32	9852,80	98,52	16,42
	280	32	1457,74	14,57	2,42
	288	10	-1812,80	-18,12	-3,02
	291	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	307	0	0	0	0
	312	0	0	0	0
	317	15	3973,87	39,73	6,62
	319	15	501,65	5,01	0,83
	328	35	7690,23	76,90	12,81
	330	35	1688,86	16,88	2,81
	338	50	10447,52	104,47	17,41
	350	50	3213,72	32,13	5,35
	358	35	-3374,79	-33,74	-5,62
	371	35	1688,86	16,88	2,81
	373	35	1688,86	16,88	2,81
	380	13,07	-2736,19	-27,36	-4,56
	383	0	-4397,67	-43,97	-7,32
	390	0	0	0	0
ECE3	396	0	0	0	0
	401	0	0	0	0
	405	15	4841,92	48,41	8,06

	413	15	501,65	5,01	0,83
	415	10	-1619,90	-16,19	-2,69
	418	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	434	0	0	0	0
	439	0	0	0	0
	444	15	3973,87	39,73	6,62
	446	15	501,65	5,01	0,83
	451	32	9852,80	98,52	16,42
	475	32	1457,74	14,57	2,42
	483	10	-1812,80	-18,12	-3,02
	486	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	502	0	0	0	0
	507	0	0	0	0
	512	15	3973,87	39,73	6,62
	514	15	501,65	5,01	0,83
	523	35	7690,23	76,90	12,81
	525	35	1688,86	16,88	2,81
	533	50	10447,52	104,47	17,41
	545	50	3213,72	32,13	5,35
	553	35	-3374,79	-33,74	-5,62
	566	35	1688,86	16,88	2,81
	568	35	1688,86	16,88	2,81
	575	13,07	-2736,19	-27,36	-4,56
	578	0	-4397,67	-43,97	-7,32
	585	0	0	0	0
	591	0	0	0	0
ECE4	596	0	0	0	0
	600	15	4841,92	48,41	8,06
	608	15	501,65	5,01	0,83
	610	10	-1619,90	-16,19	-2,69
	613	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	629	0	0	0	0
	634	0	0	0	0
	639	15	3973,87	39,73	6,62
	641	15	501,65	5,01	0,83
	646	32	9852,80	98,52	16,42
	670	32	1457,74	14,57	2,42
	678	10	-1812,80	-18,12	-3,02
	681	0	-2572,01	-25,72	-4,28
	697	0	0	0	0

	702	0	0	0	0
	707	15	3973,87	39,73	6,62
	709	15	501,65	5,01	0,83
	718	35	7690,23	76,90	12,81
	720	35	1688,86	16,88	2,81
	728	50	10447,52	104,47	17,41
	740	50	3213,72	32,13	5,35
	748	35	-3374,79	-33,74	-5,62
	761	35	1688,86	16,88	2,81
	763	35	1688,86	16,88	2,81
	770	13,07	-2736,19	-27,36	-4,56
	773	0	-4397,67	-43,97	-7,32
	780	0	0	0	0
EUDC	800	0	0	0	0
	805	15	3973,87	39,73	6,62
	807	15	501,65	5,01	0,83
	816	35	7690,23	76,90	12,81
	818	35	1688,86	16,88	2,81
	826	50	10447,52	104,47	17,41
	828	50	3213,72	32,13	5,35
	841	70	14762,75	147,62	24,60
	891	70	6453,16	64,53	10,75
	895	60	-6936,35	-69,36	-11,56
	899	50	-6431,33	-64,31	-10,71
	968	50	3213,72	32,13	5,35
	981	70	14762,75	147,62	24,60
	1031	70	6453,16	64,53	10,75
	1066	100	21423,55	214,23	35,70
	1096	100	14809,79	148,09	24,68
	1116	120	32626,99	326,26	54,37
	1126	120	23367,73	233,67	38,94
	1142	80	-6715,88	-67,15	-11,19
	1150	50	-11253,86	-112,53	-18,75
	1160	0	-19290,12	-192,90	-32,15
	1180	0	0	0	0

Tabela C.1: Dados para a construção do percurso teste

C.2 Algoritmo de construção de dados

Foi elaborado em Matlab um algoritmo para converter os valores de T(s) e I_{célula} (A) de forma a importar esses valores para o software utilizado. O código usado é apresentado em seguida.

```
1
2 clear clc;
3 close all;
4
5 %entrada tempo, icelula (corrente na celula)
6 %saida tempo e novoc (corrente na celula para cada ponto)
7 M=length(tempo);
8 for i=1:(M-1)
9     l= tempo(i+1)-tempo(i);
10    if( icelula(i+1)==icelula(i))
11        for it=tempo(i)+1:l+tempo(i)
12            novoc(it)=icelula(i);
13            novo(it)=it;
14        end;
15    else
16        delta i=(icelula(i+1)- icelula(i))/l;
17        for it=tempo(i)+1:l+tempo(i)
18            novoc(it)=novoc(it-1)+delta i;
19            novo(it)=it-1;
20        end;
21    end;
22
23    for n=1:1180
24        if novoc(n)<0.001
25            novoc(n)=0.001;
26        end;
27    end;
28 end;
```


Referências

- [1] Daniel Magalhães. Modelo de baterias com aplicação em sistemas de gestão de baterias (bms) de veículos elétricos (evs). Tese de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Fevereiro 2013.
- [2] J. Cao e A. Emadi. Batteries need electronics. *Industrial Electronics Magazine, IEEE*, 5(1):27–35, Março 2011.
- [3] Languang Lu, Xuebing Han, Jianqiu Li, Jianfeng Hua, e Minggao Ouyang. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 226(0):272–288, 2013.
- [4] Lei Zhao, Guoqing Xu, Weimin Li, Z. Taimoor, e Zhibin Song. Lifepo4 battery pack capacity estimation for electric vehicles based on unscented kalman filter. Em *Information and Automation (ICIA), 2013 IEEE International Conference on*, páginas 301–305, Agosto 2013.
- [5] Gregory L. Plett. Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based {HEV} battery packs: Part 1. background. *Journal of Power Sources*, 134(2):252 – 261, 2004.
- [6] David Liden e Thomas B. Reddy. *Handbook of Batteries*. McGraw-Hill (Nova Iorque, USA), terceira edição, 2001.
- [7] Wand S. Kruijt H.J. Bergveld e Peter H.L. Notten. Battery management systems design by modelling. Tese de mestrado, Philips Research Laboratories Eindhoven, 2001.
- [8] Hanlei Zhang e Mo-Yuen Chow. Comprehensive dynamic battery modeling for phev applications. Em *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, páginas 1–6, Julho 2010.
- [9] Vanessa Gomes e Cruz Ogawa. Proposta de identificação dos parâmetros do modelo partida de veiculos automotivos. Tese de mestrado, Universidade de São Paulo, 2011.
- [10] R. Rao, S. Vrudhula, e D.N. Rakhmatov. Battery modeling for energy aware system design. *Computer*, 36(12):77–87, Dezembro 2003.
- [11] Isaac Scott e Se-Hee Lee. *Battery Energy Storage, in Large Energy Storage Systems Handbook*. CRC Press (Nova Iorque, USA), 2011.
- [12] Haisheng Chen, Thang Ngoc Cong, Wei Yang, Chunqing Tan, Yongliang Li, e Yulong Ding. Progress in electrical energy storage system: A critical review. *Progress in Natural Science*, 19(3):291–312, 2009.

- [13] L. Serrao, Z. Chehab, Y. Guezennet, e G. Rizzoni. An aging model of ni-mh batteries for hybrid electric vehicles. Em *Vehicle Power and Propulsion, 2005 IEEE Conference*, páginas 8 pp.–, Setembro 2005.
- [14] Federico Baronti Habiballah Rahimi-eichi, Unnati Ojha e Mo-Yuen Chow. Battery management system. *Industrial Electronics Magazine, IEEE*, páginas 4–16, Junho 2013.
- [15] K. W E Cheng, B. P. Divakar, Hongjie Wu, Kai Ding, e Ho Fai Ho. Battery-management system (bms) and soc development for electrical vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 60(1):76–88, Janeiro 2011.
- [16] Kong-Soon Ng, Yao-Feng Huang, Chin-Sien Moo, e Yao-Ching Hsieh. An enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lead-acid batteries. Em *Telecommunications Energy Conference, 2009. INTELEC 2009. 31st International*, páginas 1–5, Outubro 2009.
- [17] Jingyu Yan, Zhu Cheng, Guoqing Xu, Huihuan Qian, e Yangsheng Xu. Fuzzy control for battery equalization based on state of charge. Em *Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2010-Fall), 2010 IEEE 72nd*, páginas 1–7, Setembro 2010.
- [18] W. F. Bentley. Cell balancing considerations for lithium-ion battery systems. páginas 223–226, Janeiro 1997.
- [19] M. Daowd, N. Omar, P. Van den Bossche, e Joeri Van Mierlo. Passive and active battery balancing comparison based on matlab simulation. Em *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, páginas 1–7, Setembro 2011.
- [20] Rui Ling, Yan Dong, Hebiao Yan, Meirong Wu, e Yi Chai. Fuzzy-pi control battery equalization for series connected lithium-ion battery strings. Em *Power Electronics and Motion Control Conference (IPEMC), 2012 7th International*, volume 4, páginas 2631–2635, Junho 2012.
- [21] Yinjiao Xing, Wei He, Michael Pecht, e Kwok Leung Tsui. State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures. *Applied Energy*, 113(0):106 – 115, 2014.
- [22] Mohinder S. Grewal e Angus P. Andrews. *Kalman Filtering Theory and Practice Using MATLAB*. John Wiley & Sons Inc (Nova Jersey, USA, terceira edição, 2008.
- [23] Kalman, Rudolph, e Emil. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering*, 82(Series D):35–45, 1960.
- [24] D. Andre, A. Nuhic, T. Soczka-Guth, e D. U. Sauer. Comparative study of a structured neural network and an extended kalman filter for state of health determination of lithium-ion batteries in hybrid electric vehicles. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 2013.
- [25] Hongwen He, Xiaowei Zhang, Rui Xiong, Yongli Xu, e Hongqiang Guo. Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles. *Energy*, 39(1):310–318, 2012. Sustainable Energy and Environmental Protection 2010.
- [26] G. Bishop e G. Welch. An introduction to the kalman filter. Relatório técnico, University of North Carolina at Chapel Hill, Agosto 2001.

- [27] He Zhiwei, Gao Mingyu, Wang Caisheng, Wang Leyi, e Liu Yuanyuan. Adaptive state of charge estimation for li-ion batteries based on an unscented kalman filter with an enhanced battery model. *Energies*, 6(8):4134 – 4151, 2013.
- [28] M.R. Jongerden e B.R. Haverkort. Which battery model to use? *Software, IET*, 3(6):445–457, Dezembro 2009.
- [29] Austin Hausmann e Christopher Depcik. Expanding the peukert equation for battery capacity modeling through inclusion of a temperature dependency. *Journal of Power Sources*, 235(0):148–158, 2013.
- [30] D.N. Rakhmatov e S. B K Vrudhula. An analytical high-level battery model for use in energy management of portable electronic systems. Em *Computer Aided Design, 2001. ICCAD 2001. IEEE/ACM International Conference on*, páginas 488–493, Novembro 2001.
- [31] Armando Araújo. Um modelo de bateria para cálculo do estado de descarga. *Renováveis Magazine*, páginas 42–44, 2013.
- [32] R. Rao e S. Vrudhula. Battery optimization vs energy optimization: which to choose and when? Em *Computer-Aided Design, 2005. ICCAD-2005. IEEE/ACM International Conference on*, páginas 439–445, Novembro 2005.
- [33] Hongwen He, Rui Xiong, Hongqiang Guo, e Shuchun Li. Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles. *Energy Conversion and Management*, 64(0):113–121, 2012. {IREC} 2011, The International Renewable Energy Congress.
- [34] R.C. Kroeze e P.T. Krein. Electrical battery model for use in dynamic electric vehicle simulations. Em *Power Electronics Specialists Conference, 2008. PESC 2008. IEEE*, páginas 1336–1342, Junho 2008.
- [35] Daniel F Magalhães, Armando S Araújo, e Adriano S Carvalho. A model for battery lifetime calculation implementable in circuit simulators. *Conference EVS27*, páginas 1–6, 2013.
- [36] Rui Chibante. *Simulated Annealing, Theory with Applications*. Global Optimization. Sciyo (Rijeka, Croácia), Agosto 2010.
- [37] D. Rakhmatov, S. Vrudhula, e D.A. Wallach. A model for battery lifetime analysis for organizing applications on a pocket computer. *Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on*, 11(6):1019–1030, Dezembro 2003.
- [38] Chi-Tsong Chen. *Linear System Theory and Design*. Oxford University Press (Nova Iorque, USA), 1999.
- [39] Gregory L. Plett. Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based {HEV} battery packs: Part 2. modeling and identification. *Journal of Power Sources*, 134(2):262 – 276, 2004.
- [40] J. Mardsen e A. Tromba. *Vector Calculus*. Freeman (Santa Cruz, California, USA), terceira edição, 1998.
- [41] Jaehyun Han, Dongchul Kim, e Myoungcho Sunwoo. State-of-charge estimation of lead-acid batteries using an adaptive extended kalman filter. *Journal of Power Sources*, 188(2):606–612, 2009.

- [42] Zhang Di, Ma Yan, e Bai Qing-Wen. Estimation of lithium-ion battery state of charge. Em *Control Conference (CCC), 2011 30th Chinese*, páginas 6256–6260, Julho 2011.
- [43] Luís Pereira. Sistema de gestão de baterias de iões de li orientado ao modelo da bateria. Tese de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Fevereiro 2013.
- [44] René Schneider e Christos Georgakis. How to not make the extended kalman filter fail. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 52(9):3354–3362, 2013.
- [45] European Parliament. Common position, 7 1999.
- [46] Diana Soares. Estudo de sistema de interface entre múltiplas fontes energéticas associadas á tração de um hev. Tese de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Julho 2014.